

T.C.
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SAYISAL İMGELERDEN ADLİ KANIT TOPLAMA

Seviç BAYRAM

YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

BURSA 2005

T.C.
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SAYISAL İMGELERDEN ADLİ KANIT TOPLAMA

SEVİNÇ BAYRAM

YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Bu Tez .26/10/2005 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.

Yrd.Doç.Dr. İsmail Avcıbaş Prof. Dr. Bülent Sankur Yrd.Doç.Dr. Osman Hilmi Koçal
(Danışman)

ÖZET

Sayısal imgeleri üretmede ve değiştirmede etkili teknolojiler yaygın olarak kullanılırken, sayısal imgelerin gerçekliğini ve orijinallliğini ispatlayacak teknolojilerin büyük eksikliği vardır. Bu tez çalışmasında öncelikle, orijinal imgeler ile değiştirilmiş imgeleri birbirinden ayırma problemi ele alınmaktadır. Bunun için iki yöntem önerilmiştir. İlk yöntemde fotomontaj yapılırken imgelerin birtakım işlemlere tabi tutulması gerektiği ve bu işlemler sonucunda imgede ölçülebilir bir bozulum olacağı varsayılmaktadır. Orijinal ve işlenmiş iki imge arasındaki bozulumu ölçmek için yeni bir yöntem önerilmektedir. Elde edilen ölçütler sınıflandırıcı tasarımında öznitelik olarak kullanılmaktadır. Bu sınıflandırıcılar kullanılarak, verilen imgenin şüpheli bloğuna herhangi bir işlem uygulanıp uygulanmadığı test edilmektedir. Deney sonuçları imgenin bir kısmının veya tümünün, tek bir imge işleme yöntemine veya birçok imge işleme yönteminin bir kombinasyonuna tabi tutulup tutulmadığını, yüksek bir başarımla söyleyebileceğimizi göstermektedir. İkinci yöntemimizde, komşu bit düzlemleri ikili benzerlik ölçütlerini hesaplamak için kullanılmaktadır. Buradaki temel fikir, bit düzlemleri arasındaki ilintinin orijinal ve fotomontajlı imgeler için birbirinden farklı olacaktır. İkili benzerlik ölçütleri ve ek olarak imge kalite ölçütleri sınıflandırıcı tasarımında öznitelik olarak kullanılmaktadır. Öznitelik seçimi için Ardışıl Kayan Arama Metodu kullanılmıştır. İmgenin şüpheli bloğu sınıflandırıcılarımızda test edilmiştir ve yüksek bir başarımla imgenin fotomontajlı olup olmadığını gösterilebilmektedir. Bu yöntemin fotomontaj yapılırken kullanılan bir çok imge işleme yöntemine duyarlı olduğu görülmüştür. Literatürde fotomontaj sezimi için önerilmiş çalışma sayısı azdır, bu yüzden yöntemimizin sayısal imgelerin gerçekliğinin kanıtlanmasına yönelik önemli bir katkı olacağını düşünmekteyiz. Bu tez çalışmasında, ayrıca, kaynak fotoğraf makinesi tanıma problemi ele alınmaktadır. Özellikle, imgenin renk düzlemlerinde yapılan aradeğerleme sezilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla elde edilen öznitelikler destekçi vektör makinesi temelli çoklu sınıflandırıcı tasarımında kullanılmıştır. İki ve üç fotoğraf makinesi tanımak için elde ettiğimiz sonuçlar burada verilmektedir.

Anahtar Kelimeler: imge işleme, ikili benzerlik ölçütleri, imge kalite ölçütleri, sınıflandırma, fotoğraf makinesi tanıma, aradeğerleme

ABSTRACT

Despite the availability of extremely powerful technologies in both generating and processing digital images, there is a severe lack of techniques and methodologies for validating the authenticity of digital images. In this thesis first we focus on the problem to distinguish the original images from the altered ones. We present two methods. First method is based on the assumptions that some processing operations must be done on the image before it is doctored, and an expected measurable distortion results after processing an image. We propose a novel way of measuring the distortion between two images, one being original and the other processed. The measurements are used as features in classifier design. Using these classifiers we test whether a suspicious part of a given image has been processed with a particular method or not. Experimental results show that with a high accuracy we are able to tell if some part of an image has undergone a particular or combination of processing methods. In the second method, neighbor bit planes in an image are used for the computation of several binary similarity measures. The basic idea is that, the correlation between the bit planes as well the binary texture characteristics within the bit planes will differ between an original and a doctored image. Binary similarity measures and additional image quality metrics are used as features in classifier design. We used Sequential Floating Search Method (SFS) for feature selection. We used these classifiers to test a suspicious part of a given image and with a high accuracy we are able to tell if some part of an image has been doctored or not. This method is sensitive for most image processing methods used for image doctoring. There is not much work for detecting all methods used for image doctoring, so we believe our method will be an important step for image forensics. In this thesis, also we focus our interest on source camera identification problem. Particularly, we propose to identify the traces of the proprietary interpolation algorithm in the color surface of an image. For this purpose, we define a set of image characteristics which are then used in conjunction with a support vector machine based multi-class classifier to designate the originating digital camera. We also provide initial results on identifying source among two and three digital cameras.

Keywords: image processing, binary similarity measures, image quality measures, classification, camera identification, interpolation

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

| | |
|---|-----------|
| 1- GİRİŞ | 1 |
| 2- KAYNAK ARAŞTIRMASI | 4 |
| 2.1. Yüksek Seviyeli İstatistik Yöntemi | 4 |
| 3- FOTOMONTAJ SEZİMİ | 7 |
| 3.1. İçerikten Bağımsız Ölçüt Yöntemi ile Fotomontaj Sezimi | 7 |
| 3.1.1. Sınıflandırıcı Tasarımı | 9 |
| 3.2. İkili Benzerlik ve İmge Kalite Ölçütlerini Kullanarak Fotomontaj Sezimi | 10 |
| 3.2.1. Öznitelik Seçimi | 13 |
| 3.2.2. Sınıflandırıcı | 14 |
| 4- FOTOMONTAJ SEZİMİ İÇİN DENEYSEL SONUÇLAR | 16 |
| 4.1. İçerikten Bağımsız Ölçüt Yöntemi ile Elde Edilen Sonuçlar | 16 |
| 4.2. İkili Benzerlik ve İmge Kalite Ölçütlerini Kullanarak Elde Edilen Sonuçlar | 18 |
| 4.2.1. Büyütme İşlemi Sonuçları | 18 |
| 4.2.2. Küçültme İşlemi Sonuçları | 20 |
| 4.2.3. Döndürme İşlemi Sonuçları | 21 |
| 4.2.4. Kontrast Değişimi Sonuçları | 23 |
| 4.2.5. Parlaklık Değişimi Sonuçları | 25 |
| 4.2.6. Bulanıklaştırma İşlemi Sonuçları | 26 |
| 4.2.7. Netleştirme İşlemi Sonuçları | 28 |
| 4.2.8. Temsili Sonuçlar | 29 |
| 4.2.9. Temsili-Temsili Sonuçlar | 32 |
| 4.2.10. Blok Testi | 34 |
| 4.2.10.1. Kendi Yaptığımız Fotomontajlı İmgelerin Testi | 34 |
| 4.2.10.2. İnternette Alınan Fotomontajlı İmgelerin Testi | 36 |
| 5- KAYNAK FOTOĞRAF MAKİNESİ TANIMA | 38 |
| 5.1 Sayısal Fotoğraf Makinelerinin Yapısı ve İşlem Dizisi | 38 |
| 5.2 Kaynak Fotoğraf Makinesi Tanıma- Yöntemler | 41 |

| | | |
|-------|--|----|
| 5.2.1 | Expectation-Maximization Kullanılarak Aradeğerleme Tahmini | 41 |
| 5.2.2 | İkincil Türev Kullanılarak Aradeğerleme Tahmini | 42 |
| 6- | FOTOĞRAF MAKİNESİ TANIMA - DENEYSEL SONUÇLAR | 45 |
| 7- | TARTIŞMA | 49 |
| | KAYNAKLAR | 50 |
| | EK_1 | 53 |
| | EK_2 | 54 |
| | EK_3 | 56 |
| | TEŞEKKÜR | 58 |
| | Özgeçmiş | 59 |

ŞEKİLLER DİZİNİ

| | | |
|---------------|--|-------|
| Şekil 2.1 | Frekans uzayının ideal çoklu ölçek ve yönelim ayrışması..... | 4 |
| Şekil 2.2 | “disk” imgesinin üç yönelim ve üç ölçek için alt bant katsayılarının mutlak değeri..... | 5 |
| Şekil 3.1.1 | Sinyal vektörlerinin düzenleşimi..... | 8 |
| Şekil 3.2.1 | Ağırlıklı komşuluk..... | 11 |
| Şekil 4.1.1 | Orijinal imgeler ile işlenmiş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı..... | 17 |
| Şekil 4.2.1.1 | Başarım-Büyütme Oranı Grafiği..... | 19 |
| Şekil 4.2.1.2 | Orijinal imgeler ile büyütme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı..... | 19 |
| Şekil 4.2.2.1 | Başarım-Küçültme Oranı Grafiği..... | 20 |
| Şekil 4.2.2.2 | Orijinal imgeler ile küçültme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı..... | 21 |
| Şekil 4.2.3.1 | Başarım-Döndürme Oranı Grafiği..... | 22 |
| Şekil 4.2.3.2 | Orijinal imgeler ile döndürme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı..... | 22 |
| Şekil 4.2.4.1 | Başarım-Kontrast Değişimi Grafiği..... | 23 |
| Şekil 4.2.4.2 | Orijinal imgeler ile kontrast değişimi işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı..... | 24 |
| Şekil 4.2.5.1 | Başarım-Parlaklık Değişimi Grafiği..... | 25 |
| Şekil 4.2.5.2 | Orijinal imgeler ile parlaklık değişimi işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı.... | 26 |
| Şekil 4.2.6.1 | Başarım-Bulanıklaştırma Grafiği..... | 27 |
| Şekil 4.2.6.2 | Orijinal imgeler ile bulanıklaştırma işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı..... | 27 |
| Şekil 4.2.7.1 | Başarım-Netleştirme Grafiği..... | 28 |
| Şekil 4.2.7.2 | Orijinal imgeler ile netleştirme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı..... | 28 |
| Şekil 4.2.8.1 | Başarım-Temsili İşlem Grafiği..... | 29 |
| Şekil 4.2.8.2 | Orijinal imgeler ile temsili havuzlardaki imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı..... | 30-31 |

| | | |
|----------------|---|----|
| Şekil 4.2.9.1 | Başarım-Temsili Temsili Havuz Grafiği..... | 32 |
| Şekil 4.2.10.1 | Kendi yaptığımız fotomontajlara örnekler..... | 35 |
| Şekil 4.2.10.2 | Fotomontajlı imgeden bir şüpheli, iki orijinal bloğun alınması..... | 35 |
| Şekil 4.2.10.3 | İnternette aldığımız imgelere örnekler..... | 37 |
| Şekil 5.1.1 | Basitçe bir fotoğraf makinesinin içi yapısı..... | 38 |
| Şekil 5.1.2 | CFA modelleri..... | 39 |
| Şekil 5.1.3 | Bayer Süzgeci..... | 40 |
| Şekil 5.2.1 | Değişinti sinyaline örnekler..... | 43 |
| Şekil 6.1 | Aynı zamanda ve yerde çekilmiş fotoğraflara örnekler..... | 45 |
| Şekil 6.2 | Değişik fotoğraf makinesi modelleri için değişinti sinyalinin AFT'leri..... | 47 |

ÇİZELGELER DİZİNİ

| | | |
|------------------|---|-------|
| Çizelge 3.2.1 | İkili Benzerlik Ölçütleri..... | 11-12 |
| Çizelge 4.1.1 | Tüm İmge Üzerinden Elde Edilen Sonuçlar..... | 17 |
| Çizelge 4.1.2 | Bloklar İçin Elde Edilen Sonuçlar..... | 18 |
| Çizelge 4.2.9.1 | Tüm Temsili Sınıflandırıcılarda Kullanılan Öznitelikler.... | 35 |
| Çizelge 4.2.10.1 | Kendi Yaptığımız Fotomontajlı İmgelerin Temsili Sınıflandırıcılardaki Ortak Sonuçları..... | 37 |
| Çizelge 4.2.10.2 | Kendi Yaptığımız Fotomontajlı İmgelerin Temsili-Temsili Sınıflandırıcılardaki Sonuçları..... | 37 |
| Çizelge 4.2.10.3 | İnternette Aldığımız Fotomontajlı İmgelerin Temsili Sınıflandırıcılardaki Ortak Sonuçları..... | 38 |
| Çizelge 4.2.10.4 | İnternette Aldığımız Fotomontajlı İmgelerin Temsili-Temsili Sınıflandırıcılardaki Sonuçları..... | 38 |
| Çizelge 6.1 | Expectation Maximization Kullanılarak Sony ve Nikon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada 3x3 Komşuluk İçin Elde Edilen Sonuçlar..... | 45 |
| Çizelge 6.2 | Expectation Maximization Kullanılarak Sony ve Nikon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada 4x4 Komşuluk İçin Elde Edilen Sonuçlar..... | 46 |
| Çizelge 6.3 | Expectation Maximization Kullanılarak Sony ve Nikon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada 5x5 Komşuluk İçin Elde Edilen Sonuçlar..... | 46 |
| Çizelge 6.4 | Expectation Maximization Kullanılarak Sony, Nikon ve Canon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada 5x5 Komşuluk İçin Elde Edilen Sonuçlar..... | 47 |
| Çizelge 6.5 | İkincil Türev Yöntemi Kullanılarak Sony ve Nikon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada Elde Edilen Sonuçlar..... | 48 |
| Çizelge 6.6 | İkincil Türev Yöntemi Kullanılarak Sony, Nikon ve Canon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada Elde Edilen Sonuçlar..... | 48 |
| Çizelge 6.7 | Birleştirilmiş Öznitelikler Kullanılarak Sony, Nikon ve Canon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada Elde Edilen Sonuçlar..... | 48 |

1.GİRİŞ

Günümüz dijital dünyasında, kolayca ve yaygınca bulunabilen imge işleme araçları sayesinde, özgüne çok yakın yeni bir imge oluşturmak veya özgün bir imgede gözle fark edilemeyecek değişiklikler yapmak oldukça kolaylaşmıştır. Bunun bir sonucu olarak, herhangi bir imgenin, özgün olup olmadığını garanti edemeyiz. Özellikle, eğer imge adli delil olarak kullanılacaksa özgün olduğunun kanıtlanması gereklidir. Aksi takdirde masum bir kişinin ceza alması veya suçlu bir kişinin cezalandırılmaması gibi durumlar ortaya çıkabilir.

İmgelerde insanların fark edemeyeceği çeşitli değişiklikler yaparak insanlar, özellikle kanuni makamlar kandırılmak istenebilir. Bunu engellemek için imgelerin kaynağını, doğruluğunu ve özgünlüğünü gösterecek teknikler üretilmelidir.

Bir imgenin adli kanıt olarak kullanılabilmesi için, aşağıdaki gibi bir takım soruların yanıtı aranır:

- İmge özgün müdür yoksa farklı imgelerden mi oluşturulmuştur?
- İmge X veya Y model fotoğraf makinelerinden hangisi ile çekilmiştir?
- İmge iddia edildiği gibi X fotoğraf makinesi kullanılarak, Y tarihinde ve Z saatinde mi çekilmiştir?
- İmge gerçek bir manzarayı mı gösteriyor yoksa adli makamları kandırmak için değiştirilmiş mi? Örneğin, imgedeki kahve lekesi mi yoksa yeniden renklendirilmiş kan lekesi mi?
- İmgenin içine gizli bir mesaj gömülmüş mü?

Yukarıdaki sorular yasaları uygulamakla görevli olan kişilerin sık sık karşılaştığı sorulara örnek teşkil etmektedir. Bununla birlikte sayısal imgelerin oluşturulmasında ve değiştirilmesinde oldukça gelişmiş teknolojiler olmasına rağmen, geçerliliklerinin onaylanmasında teknolojilerin büyük eksiklikleri vardır.

Bu çalışmada yukarıdaki soruların bir bölümüne cevap bulmaya çalışıldı. Öncelikle özgün imgelerle insanları kandırmak için değiştirilmiş (fotomontajlı) imgeleri birbirinden ayırma problemi ele alındı. İlk olarak fotomontaj yapılırken imgelere hangi işlemlerin uygulanabileceği araştırıldı. Temel olarak büyütme, küçültme, döndürme, parlaklık ve kontrast değişimi, bulanıklaştırma, netleştirme gibi işlemlerin yapılabileceği görüldü. Bir imgeye yapılan fotomontaj örneğini Ek-3'de bulabilirsiniz.

İmgede yapılan deęişimlerin yakalanması için öne sürülen yaklaşımlardan bir kaç şöyledir; Popescu ve Farid, (2005) imgeye yeniden örnekleme (büyütme, döndürme vb.) yapıldığında imgede belirli istatistiksel ilintilerin oluştuğunu ve bu ilintilerin otomatik olarak yakalanabileceğini göstermişlerdir. Bu yaklaşım sadece yeniden örnekleme içerdiği için parlaklık ve kontrast gibi deęişiklikleri yakalayamayacaktır. Johnson ve Farid (2005) ise imgelerde deęişiklik yapıldığında, özellikle kesip yapıştırma işlemlerinde ışık yönünün farklı olduğuna dikkat çekmiş, imgedeki nesnelere için ışık yönünün saptanmasıyla farklılığın ortaya çıkarılabileceğini göstermişlerdir.

Bu çalışmada özgün imgeler ile üzerinde işlem yapılmış imgeleri ayırmak için iki yöntem önerdik. İlk yöntem imgeye uygulanan işlemlerin ölçülebilir bir gürültü eklediği varsayımına dayanmaktadır. Bu varsayımdan hareketle öznelikler çıkarılmış, parlaklığı deęiştirilmiş, kontrastı deęiştirilmiş ve üzerinde ardarda karışık (büyütme, döndürme, parlaklık deęişimi vb.) işlemler uygulanmış imgeler ile özgün imgeleri birbirinden ayırmaya çalışılmıştır. İkinci yöntemde ikili benzerlik ve imge kalite ölçütlerini kullanarak imge öznelikleri çıkarılmıştır. Bu öznelikler kullanılarak tasarlanan doğrusal bağlanım sınıflandırıcıları büyütmeye, küçültmeye, döndürmeye, bulanıklaştırma ve netleştirme gibi imge işlemlerine de duyarlı olmuştur. Ayrıca Lyu ve Farid'in (2003) dalgacık dönüşümüne temellenen çalışması karşılaştırma amacıyla kullanılmıştır.

İmgelerin adli kanıt olarak kullanılması için sorulan sorulardan biri de imgenin hangi model sayısal fotoğraf makinesi ile çekilmiş olduğuydu. Geradts ve ark. (2001), kaynak fotoğraf makinesindeki kusurlu pikselleri fotoğraf makinelerini sınıflandırma için kullanırlarken Lukáš ve ark.(2005) örüntü gürültüsünü kullanmışlardır. Kharrazi ve ark. (2004) ise Avcibas ve ark. (2003) tarafından önerilen imge kalite ölçütleri ile Lyu ve Farid (2002) tarafından önerilen yüksek seviyeli dalgacık modelini birleştirerek fotoğraf makinelerini ayırt eden sınıflandırıcılar tasarlamışlardır.

Biz de farklı modellerdeki fotoğraf makinelerini sınıflandırmak için Popescu ve Farid (2005) ile Gallagher (2005) tarafından önerilen aradeğerleme (interpolasyon) algoritmalarını yakalayan iki yöntemi ve bunların birleştirilmiş halini kullandık.

İmgelerin suç aracı olarak kullanılması bunlarla sınırlı değildir. İmgeye gizli bir sayısal işaret gömerek (steganografi) yasadışı haberleşme yapılabilmektedir. Steganografik yöntemler ve bu konuda geniş bilgi Johnson ve Jajoida'nın (1998)

alışmasında bulunabilir. Bu yasadışı haberleşmeyi önlemek için çeşitli teknikler üretilmektedir. Bunların arasında Westfield ve Pfitzman (1999) ile Fridich ve ark. (2000, 2001) önerdiği, en değersiz bit (LSB) düzlemine gizlenen mesajlar sezmede oldukça başarılı olan yöntemler vardır. Ayrıca Avcıbaş ve ark. (2001, 2002) ikili benzerlik ve imge kalite ölçütlerini kullanarak gizli mesajın sezilmesine yönelik çalışmalar yapmışlardır. Gizli mesajı sezmeye yönelik çalışmalara genel bir bakış Chandramouli ve ark. (2003) çalışmasında yer almaktadır.

Damgalama teknikleri imgelerin özgünlüğünü korumak ve korsanca eylemleri engellemek üzere öne sürülmüştür (IEEE, 2003). Bununla birlikte medyada ve internette karşılaştığımız imgelerin çoğu damga içermemektedir. İmgenin özgünlüğünün korunması için damganın fotoğraf makinesinde oluşturulması gerekir. Bunun için gerekli donanımlar şu an için fotoğraf makinelerinde bulunmamaktadır, dolayısıyla damganın olmadığı yerde imgenin özgünlüğünü gösterecek teknikler üretmek gereklidir.

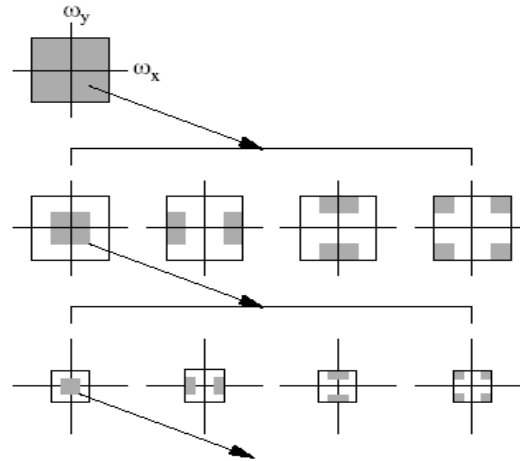
Tez çalışmasının 2. bölümünde kaynak araştırması yapıldı ve en yakın çalışma olan Yüksek Seviyeli İstatistik (YSİ) yöntemi incelendi. 3. bölümde fotomontaj sezimi için önerdiğimiz yöntemler açıklandı, 4. bölümde bu yöntemler için deneysel sonuçlar verildi. 5. bölümde fotoğraf makinelerinin çalışma prensibi anlatıldı ve fotoğraf makinesi tanıma için önerdiğimiz yöntemler incelendi. 6. bölümde bu yöntemler ile elde edile deneysel sonuçlar verildi. 7. bölümde deneysel sonuçlar değerlendirildi ve gelecek çalışmalardan söz edildi.

2.KAYNAK ARAŞTIRMASI

İmgelerdeki fotomontajı ortaya çıkarabilmek için literatürde az sayıda çalışma vardır. En yakın çalışma Lyu ve Farid'in (2003), doğal imgeler ile doğal olmayan imgeleri, basıldıktan sonra tekrar taranan imgeleri ve steganografik mesaj içeren imgeleri birbirinden ayırmak için tasarladığı yüksek seviyeli istatistiksel modeldir. Bu yöntemde Fisher Doğrusal Ayırma sınıflandırıcısını kullanarak sınıflandırma yapılmaktadır. Bu model Farid'in web sitesinde yayınlanan matlab kodu¹ uyarlanarak fotomontaj sezimi için kullanıldı ve bizim yöntemimiz ile karşılaştırma yapıldı. İmgeler önce gri-seviyeye dönüştürüldü ve öznelikler çıkarıldı. Verilen sonuçlar her bir imgeden çıkarılan 72 öznelik kullanılarak elde edilmiştir.

2.1 Yüksek Seviyeli İstatistik Yöntemi

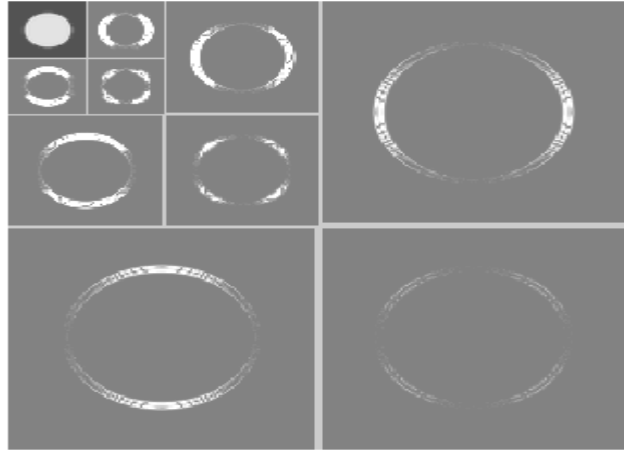
Fotomontaj yapılırken uygulanan işlemlerin imge istatistiklerini bozduğu varsayılmıştır. Uzamsal konum, yönelim ve ölçekte yerleşmiş (wavelet) temel fonksiyonları kullanarak imge ayrışması birçok uygulamada yaygın olarak kullanılır (imge sıkıştırma, imge kodlama, gürültüden arındırma ve doku sentezleri). Bu ayrışmalar imgenin istatistiklerini iyi bir şekilde ortaya çıkarır. Aşağıda böyle bir ayrışma anlatılmıştır, bu ayrışmadan bir öznelik seti elde edilmiştir.



Şekil 2.1. Frekans uzayının ideal çoklu ölçek ve yönelim ayrışması. Yukarıdan aşağı 0, 1, 2 seviyeleri ve soldan sağa alçak geçiren, yatay, dikey ve çapraz alt bantlar

¹ <http://www.cs.dartmouth.edu/~farid/publications/sacv03.html>

Bu çalışmadaki imge ayrışması, ayrılabilir dörtlü ayna süzgeçlerine bağlıdır. Şekil_2.1 'de gösterildiği gibi, ayrışma frekans uzayını birçok ölçek ve yöne ayırır. Bu da imgeyi eksenleri boyunca alçak geçiren, dikey, yatay ve çapraz alt bantlar oluşturmak için ayrılabilir alçak ve yüksek geçiren süzgeçlerden geçmesiyle olur. Müteakip ölçekler alçak geçiren alt bantın sürekli süzgeçlenmesi ile oluşur. $i=1\dots n$ 'e kadar olmak üzere yatay, dikey ve çapraz alt bantlar sırasıyla $V_i(x, y)$, $H_i(x, y)$, $D_i(x, y)$ olarak gösterilir. Şekil 2.2'de bir "disk" imgesinin 3 seviye ayrışması görülmektedir.



Şekil 2.2 "disk" imgesinin üç yönelim ve üç ölçek için alt bant katsayılarının mutlak değeri. Sol üst köşede artık alçak geçiren alt bant görülmektedir.

Bu imge ayrışması verildikten sonra, istatistiksel model, $i=1,\dots,n$ ölçeğinde ve her yönelimdeki alt bantların ortalama, değişinti, yamukluk ve savrukuk istatistiklerinin birleşmesiyle oluşur. Bu istatistikler temel katsayı dağılımlarını karakterize eder. İkinci bir istatistiksel set katsayı genliğinin doğrusal öngörücüsünün hatasına temellenmiştir. Alt bant katsayıları, bunların uzamsal, yönelimsel ve ölçeksel komşulukları ile ilintilidir. Bunu gösterebilmek için, öncelikle i . yatay bant $V_i(x, y)$ yi ele alalım. Bütün olası komşulardan elde edilen alt setlerdeki katsayıların genliği için doğrusal öngörücüsü aşağıda verilmiştir:

$$\begin{aligned}
 |V_i(x, y)| = & w_1 |V_i(x-1, y)| + w_2 |V_i(x+1, y)| \\
 & + w_3 |V_i(x, y-1)| + w_4 |V_i(x, y+1)| \\
 & + w_5 |V_{i+1}(x/2, y/2)| + w_6 |D_i(x, y)| \\
 & + w_7 |D_{i+1}(x/2, y/2)|
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Burada $| \cdot |$ mutlak değeri, w_k skaler ağırlıklandırma değerlerini göstermektedir. Bu lineer ilişki daha toplu olarak aşağıdaki matris formunda gösterilebilir:

$$\vec{V} = Q \vec{w} \quad (2.2)$$

Satır vektörü $\vec{w} = (w_1 \cdots w_T)^T$, vektör $\vec{V} = V_i(x, y)$ nin katsayı genliklerini ve Q matrisi de (2.1) numaralı denklemde gösterilen komşuluk katsayılarının genliğini göstermektedir. Katsayılar karesel hatanın minimize edilmesiyle elde edilmiştir.

$$E(\vec{w}) = \|\vec{V} - Q \vec{w}\|^2, \quad (2.3)$$

Bu hata fonksiyonu \vec{w} ya göre türevi alınarak minimize edilir.

$$\frac{\partial E(\vec{w})}{\partial \vec{w}} = 2 Q^T (\vec{V} - Q \vec{w}), \quad (2.4)$$

denklemini sıfıra eşitlenip buradan \vec{w} çözümlürse,

$$\vec{w} = (Q^T Q)^{-1} Q^T \vec{V} \quad (2.5)$$

Doğrusal öngörücünün katsayıları bir kere kestirildikten sonra, gerçek katsayılar ve kestirilen katsayılar arasındaki logaritmik hata şu şekilde hesaplanır:

$$\vec{E} = \log_2(\vec{V}) - \log_2(|Q \vec{w}|) \quad (2.6)$$

Diğer istatistikler bu hatanın ortalama, değişinti, yamukluk ve savrukuk bileşenlerinden çıkarılmıştır. Bu işlemler yatay alt bandın $i=1, \dots, n$ ' e her seviyesi için tekrarlanır, burada her seviye için yeni bir lineer tahminci kestirilir. Benzer işlemler dikey ve çapraz alt bantlar için de tekrarlanır. Dikey alt bandın doğrusal öngörücüsü;

$$\begin{aligned} |H_i(x, y)| &= w_1 |H_i(x-1, y)| + w_2 |H_i(x+1, y)| \\ &+ w_3 |H_i(x, y-1)| + w_4 |H_i(x, y+1)| \\ &+ w_5 |H_{i+1}(x/2, y/2)| + w_6 |D_i(x, y)| \\ &+ w_7 |D_{i+1}(x/2, y/2)| \end{aligned} \quad (2.7)$$

ve çapraz alt bant için doğrusal öngörücü;

$$\begin{aligned} |D_i(x, y)| &= w_1 |D_i(x-1, y)| + w_2 |D_i(x+1, y)| \\ &+ w_3 |D_i(x, y-1)| + w_4 |D_i(x, y+1)| \\ &+ w_5 |D_{i+1}(x/2, y/2)| + w_6 |H_i(x, y)| \\ &+ w_7 |V_i(x, y)| \end{aligned} \quad (2.8)$$

Aynen yatay alt bantta olduğu gibi hata ölçütü ve hata istatistikleri, dikey ve çapraz bantlar için de hesaplanır. Böylece $12(n-1)$ adet hata istatistiği elde edilir. Bunlar $12(n-1)$ katsayı istatistiği ile birleştirilince toplam $24(n-1)$ adetlik öznitelik vektörü oluşmuş olur. Bu öznitelik vektörleri kullanılarak özgün ve işlenmiş imgeleri birbirinden ayırmak için Fisher Doğrusal Ayırıcı (Fisher Linear Discriminant –FLD) sınıflandırıcısı kullanılır. Elde edilen sonuçlar 4. bölümde yer almaktadır.

3.FOTOMONTAJ SEZİMİ

3.1. İçerikten Bağımsız Ölçüt Yöntemi ile Fotomontaj Sezimi

Bu çalışmada fotomontaj esnasında yapılan işlemlerin ölçülebilir bir bozulmaya sebep olduğunu varsaydık. Bu bozulmayı ölçmek üzere imge kalite ölçütlerini öznitelik olarak kullandık.

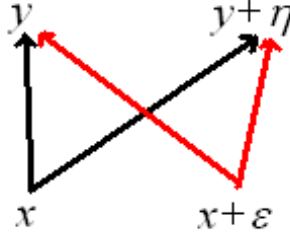
Özgün imgelerle işlenmiş imgeleri ayırmak için kullanılan öznitelikler, imgenin fotomontaj esnasında tabi tutulduğu işlemlerden ortaya çıkan bozulmaları yansıtmaktadır. İstatistiksel özelliklere dayanan sınıflandırıcıların herhangi bir gözlemcinin gözle fark edemeyeceği bu farklılıkları yakalayabileceği umulmaktadır. Bunun için imge kalite ölçütleri kullanıldı. İmge kalite ölçütleri üzerinde hala yoğun şekilde çalışılmaktadır (Eskicioğlu ve Fisher, 1996), (Halford ve ark.,1999), (Lambrech, 1998). İmge kalite ölçütlerinin damgalama ve imge içindeki steganografik sinyallerin varlığının seziminde kullanılabileceği (Avcıbaş ve ark., 2002, 2003) tarafından gösterilmiştir. Bu çalışmada da fotomontajda veya imgede değişiklik yapıldığında ortaya çıkabilecek birden fazla bozulumu yakalayabilmek için imge kalite ölçütleri kullanıldı. Örneğin bazı ölçütler piksel düzeyinde bozulumlara cevap vermekte, yerel bozulumlara bazıları da ayrıt bozulumlarına ve spektral faz bozulumlarına cevap vermektedir.

Böyle bir durumda, imgenin içeriğindeki değişik yapıların sınıflandırıcılar tarafından imgede yapılmış değişiklik olarak algılanması riski vardır. Bu yüzden istenen, hangi öznitelik seçilirse seçilsin sınıflandırıcıların sadece imgede değişiklik yapılrken ortaya çıkan bozulumlara cevap vermesi ve imgenin yapısına bağlı değişiklikleri fotomontaj olarak algılamamasıdır. İçeriğe bağlılığı önlemek için sadece bir imge seçilip bu ve bunun değiştirilmiş sürümü referans imgeler olarak kullanılmalıdır.

x test imgesini ve $x+\varepsilon$ işlenmiş sürümünü gösterebilir. Aynı şekilde y ve $y+\eta$ referans imge ve onun işlenmiş sürümünü gösterebilir. Bundan başka, a ve b gibi iki sinyalin arasındaki tipik bozulma fonksiyonu $M(a,b)$ olsun. Örneğin bu iki sinyal arasındaki ortalama karesel bozulma E beklenen değer operatörü olmak üzere $M(a,b) = E[(a-b)^2]$ olacaktır. Burada iki varsayım yapıyoruz. İlk olarak, fotomontaj esnasında yapılan işlemler imgede eklenebilir bir bozulma oluşturmuştur. Bu sebeple üzerinde

işlem yapılmış imgeler $x+\varepsilon$ ve $y+\eta$ olarak gösterilebilir. İkinci varsayım test ve referans imgelerine eklenen gürültü dik değildir, şöyle ki $E\{\varepsilon * \eta\} \neq 0$

Elde etmek istediğimiz modelde içeriğe bağımlılık olmamalı, yani bozulum sadece eklenen gürültünün bir fonksiyonu olmalıdır. Bunun için Şekil 3.1.1'de gösterilen uzunlukları temel alarak bozulumu hesaplayalım.



Şekil 3.1.1. Sinyal vektörlerinin düzenleşimi : x özgün imge ve işlenmiş $x+\varepsilon$, y referans imge ve $y+\eta$ işlenmiş sürümünü gösterir.

Bu şekilde $\vec{x}y$ uzunluğu basitçe $M(x,y)$ 'ye eşittir. $\vec{x}y$ vektörü ve $\vec{x}(y+\eta)$ vektörü arasındaki uzaklık $d = M(x,y) - M(x, y+\eta)$ ve benzer şekilde kırmızı ile gösterilmiş vektörler arasındaki uzaklık $d' = M(x+\varepsilon,y) - M(x+\varepsilon, y+\eta)$

Ortalama karesel hatayı hesaplayacak olursak;

$$d = E[(y-x)^2 - (y-x)^2 + 2(y-x)\eta - \eta^2] = E[2(y-x)\eta - \eta^2] \text{ ve}$$

$$d' = E[(x+\varepsilon-y)^2 - (x+\varepsilon-y)^2 + 2(x+\varepsilon-y)\eta - \eta^2] = E[2(y-x)\eta + 2\varepsilon\eta - \eta^2]$$

Eğer bu iki hatanın farkını alacak olursak sonucun imgenin içeriğinden bağımsız olduğunu görürüz;

$$D1 = d' - d = 2E[\varepsilon\eta] \quad (3.1.1)$$

Bu ölçüt sadece eklenen gürültüye bağlı olduğundan imgenin içeriğinden bağımsızdır. Şimdi başka bir ölçüt olan ilinti katsayısını ele alalım. İlinti katsayısı $M(a,b) = E[ab]$ olarak verilir. Buna göre;

$$d = E[xy] - E[x(y+\eta)] = -E[x\eta]$$

$$d' = E[(x+\varepsilon)y] - E[(x+\varepsilon)(y+\eta)] = -E[x\eta] - E[\varepsilon\eta]$$

Buradan

$$D2 = d' - d = -E[\varepsilon\eta] \quad (3.1.2)$$

ölçütünü elde ederiz. Görüldüğü gibi bu ölçüt de içerikten bağımsız, sadece eklenen gürültüye bağlıdır. Bu şekilde elde edeceğimiz ölçütler içerikten bağımsız bir yapı

oluřturmaktadır. Bu ölçütler sınıflandırıcı tasarımında öznitelik olarak kullanıldı. (Avcıbař ve ark., 2004)

3.1.1. Sınıflandırıcı Tasarımı

Bölüm 3.2.1’de anlatılan Pudil ve ark. (1994) önerdiđi Ardışıl Kayan Arama Yöntemi (Sequential Floating Search-SFS) kullanılarak belirtilen imge kalite ölçütlerinden 4 adet seçtik. Bu dört ölçüt EK-1’ de verilen açısıl ilitinin iki birinci seviye momenti ve Czenakowski ölçütünün birinci momentinden oluşmaktadır.

Özgün imgeler ve bunların deđiřtirilmiř sürümlerinden oluşun imgeler eğitim seti olarak kullanıldı. Rasgele bir referans imge seçilerek bu imge ve bunun deđiřtirilmiř sürümü referans olarak kullanıldı. Elde edilen öznitelikler Bölüm 3.2.2’de anlatılan doğrusal bađlanım sınıflandırıcıların tasarımında kullanıldı.

3.2. İkili Benzerlik ve İmge Kalite Ölçütlerini Kullanarak Fotomontaj Sezimi

İmgelerde fotomontaj yapmak amacıyla yapılan işlemlerin bit düzlemleri arasındaki ilintiyi bozduğunu varsayıyoruz. Yapılan işlemler ilintiyi artırma (büyütmede ilintinin artması beklenebilir) veya azaltma şeklinde ortaya çıkabilir. Özetle fotomontaj yapılmış bir imgenin komşu bit düzlemleri arasındaki ilinti özgün bir imgenin bit düzlemleri arasındaki ilintiden farklıdır. Çalışmamız imgenin tek kanalı üzerinden 7-8, 6-7, 5-6, 4-5, 3-4 ve diğer iki kanalın beşinci bit düzlemleri arasındaki ilintiyi ölçmektedir.

Bu çalışmada ilk olarak *ikili doku istatistiklerinin* karşılaştırılmasına dayanan ölçütler kullanıldı. $x_i = \{x_{i-k}, k=1, \dots, K\}$ ve $y_i = \{y_{i-k}, k=1, \dots, K\}$ aralarında ilintinin ölçüleceği bit düzlemlerine ait vektörleri gösterebilir. Herhangi bir piksel x_i için uyuma değişkeni

$$\chi_s^r = \begin{cases} 1 & \text{eger } x_r=0 \text{ ve } x_s=0 \\ 2 & \text{eger } x_r=0 \text{ ve } x_s=1 \\ 3 & \text{eger } x_r=1 \text{ ve } x_s=0 \\ 4 & \text{eger } x_r=1 \text{ ve } x_s=1 \end{cases} \quad (3.2.1)$$

tanımı yapıldıktan sonra $\alpha_i^j = \sum_{k=1}^K \delta(\chi_i^{i-k}, j)$, $j=1, \dots, 4$, $K=4$, şeklinde tanımlanabilir.

Burada

$$\delta(m, n) = \begin{cases} 1 & , m = n \\ 0 & , m \neq n \end{cases} \quad (3.2.2)$$

Tüm imge üzerinden toplam uyuma ise (3)'te verildiği gibi hesaplanabilir.

$$a = \frac{1}{MN} \sum_i \alpha_i^1, \quad b = \frac{1}{MN} \sum_i \alpha_i^2, \quad c = \frac{1}{MN} \sum_i \alpha_i^3, \quad d = \frac{1}{MN} \sum_i \alpha_i^4. \quad (3.2.3)$$

Bu dört değişken {a,b,c,d} ikili imgeler için birlikte eşoluşum, (co-occurrence) değerleri olarak yorumlanabilir.

Yukarıdaki tanımları kullanarak, Çizelge 3.2.1' de gösterildiği gibi bir çok imge benzerlik ölçütü tanımlayabiliriz. Bu tabloda m_1 ' den m_9 ' a kadar olan ölçütler imgenin bir kanalının üçüncü, dördüncü, beşinci, altıncı, yedinci ve sekizinci bit düzlemleri ile diğer iki kanalın beşinci düzlemleri için ayrı ayrı bulundu.

Üç çeşit benzerlik ölçütü tanımlanabilir:

- İlk grup, bunların farklarını içerir. $dm_i = m_i^1 - m_i^2 \quad i=1, \dots, 9$, Burada m^1 ve m^2 aralarında ölçüm yapılacak bit düzlemlerini temsil etmektedir. Yani imgenin tek kanalı için 7-8, 6-7, 5-6, 4-5, 3-4 ve diğer iki kanalın beşinci bit düzlemleri.
- İkinci grup histogramları ve entropik özellikleri içerir. Öncelikle bit düzlemleri uyuşmalarının histogramları normalize edilir. (b bit düzlemlerini temsil eder)

$$p_j^\beta = \sum_i \alpha_i^j / \sum_i \sum_j \alpha_i^j; \quad \beta = 3 \dots 8 \quad (3.2.4)$$

Bu normalize edilmiş 4 seveli histogramlara dayanarak, minimum histogram farkı dm_{10} , mutlak histogram farkı ölçütü dm_{11} , ikili karşılıklı entropi dm_{12} ve ikili Kullback Leibler farkı dm_{13} de Çizelge 3.2.1' de verilmiştir.

- 3. set olan $dm_{14} \dots dm_{17}$ (Ojala ve ark.) tarafından önerilmiş doku ölçütü değiştirilerek Şekil 1.a 'da verilen komşuluklar temel alınıp 256 seveli histogramlar yardımıyla hesaplanabilir. Histogramların hesaplanmasında skorlar Şekil

3.2.1.b'deki ağırlıklandırma kullanılarak $S = \sum_{i=0}^7 x_i 2^i$ şeklinde hesaplanır. N

histogramdaki sele sayısı olmak üzere S_n^1 arasındaki ilinti ölçülecek bit düzlemlerinin birincisi, S_n^2 ikinci bit düzlemi olsun. 256 seveli histogramları normalize ettikten sonra Ojala minimum histogram farkı dm_{14} , Ojala mutlak histogram farkı ölçütü dm_{15} , Ojala karşılıklı entropi ölçütü dm_{16} ve Ojala Kullback Leibler uzaklığı dm_{17} Çizelge 3.2.1 ' de verilmiştir.

| | | | | | |
|-----|-------|----|---|-------|---|
| 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | 0 |
| 128 | x_i | 8 | 1 | x_i | 0 |
| 64 | 32 | 16 | 0 | 1 | 1 |

b)

Şekil 3.2.1. Ağırlıklı Komşuluk a) Ağırlıklandırma katsayıları, b) Ağırlıklandırma sonrasında elde edilen skor, $S=2+16+32+128=178$

Çizelge 3.2.1 İkili Benzerlik Ölçütleri

| Benzerlik Ölçütü | Açıklaması |
|-------------------------------------|-----------------------------------|
| Sokal and Sneath Benzerlik Ölçütü 1 | $m_1 = \frac{2(a+d)}{2(a+d)+b+c}$ |

Çizelge 3.2.1 (Devam) İkili Benzerlik Ölçütleri

| | |
|--|---|
| Sokal and Sneath Benzerlik Ölçütü 2 | $m_2 = \frac{a}{a + 2(b + c)}$ |
| Kulczynski Benzerlik Ölçütü 1 | $m_3 = \frac{a}{b + c}$ |
| Sokal and Sneath Benzerlik Ölçütü 3 | $m_4 = \frac{a + d}{b + c}$ |
| Sokal and Sneath Benzerlik Ölçütü 4 | $m_5 = \frac{a/(a+b) + (a/a+c) + d/(b+d) + d/(c+d)}{4}$ |
| Sokal & Sneath Benzerlik Ölçütü 5 | $m_6 = \frac{ad}{\sqrt{(a + b)(a + c)(b + d)(c + d)}}$ |
| Ochiai Benzerlik Ölçütü | $m_7 = \sqrt{\left(\frac{a}{a + b}\right)\left(\frac{a}{a + c}\right)}$ |
| İkili Lance-ve-Williams Nonmetrik Farklılık Ölçütü | $m_8 = \frac{b + c}{2a + b + c}$ |
| Nesne Farkı | $m_9 = \frac{bc}{(a + b + c + d)^2}$ |
| İkili Minimum Histogram Farkı | $dm_{10} = \sum_{n=1}^4 \min(p_n^1, p_n^2)$ |
| İkili Mutlak Histogram Farkı | $dm_{11} = \sum_{n=1}^4 p_n^1 - p_n^2 $ |
| İkili Karşılıklı Entropi | $dm_{12} = - \sum_{n=1}^4 p_n^1 \log p_n^2$ |
| İkili Kullback Leibler Uzaklığı | $dm_{13} = - \sum_{n=1}^4 p_n^1 \log \frac{p_n^1}{p_n^2}$ |
| Ojala Minimum Histogram Farkı | $dm_{14} = \sum_{n=1}^N \min(S_n^1, S_n^2)$ |
| Ojala Mutlak Histogram Farkı | $dm_{15} = \sum_{n=1}^N S_n^1 - S_n^2 $ |
| Ojala Karşılıklı Entropisi | $dm_{16} = - \sum_{n=1}^N S_n^1 \log S_n^2$ |
| Ojala Kullback Leibler Uzaklığı | $dm_{17} = - \sum_{n=1}^N S_n^1 \log \frac{S_n^1}{S_n^2}$ |

Çalışmamızda ikili benzerlik ölçütlerine ek olarak, imge kalite ölçütlerini kullandık. Burada dayandığımız nokta, imge kalite ölçütlerinin bir bozucu etkiye tepkisinin, özgün imgeler için herhangi bir işleme tabi tutulmuş imgelerden farklı olacağıdır. Bu bozucu etkiyi bulanıklaştırma (blurring) olarak seçtik. Öncelikle özgün imgelere bulanıklaştırma uygulandı. Orijinal imge ve bunun bulanıklaştırma uygulanmış sürümü arasında Ek-2’de verilen imge kalite ölçütleri hesaplandı. Aynı şekilde üzerine işlem uygulanmış imgeler bulanıklaştırma işlemine tabi tutularak, aralarındaki imge kalite ölçütleri hesaplandı. Bu iki grup imge kalite ölçütü istatistiksel olarak birbirinden farklı olmaktadır. Buna dayanarak uygun kullanılan imge kalite ölçütleri, ikili benzerlik ölçütleri ile birlikte fotomontajın sezilmesinde kullanılmaktadır. Birden çok imge kalite ölçütünün kullanılmasının sebebi, her bir ölçütün farklı bozulumlara farklı oranlarda yanıt vermeleridir. Örneğin ortalama karesel hata daha çok toplanabilir gürültüye duyarlıdır. Fotomontaj sezim algoritması bit düzlemleri arasında ikili benzerlik ölçütlerini ve imge kalite ölçütlerini kullanarak bir imgede fotomontaj olup olmadığına karar vermektedir. Burada yapılabilecek her işlem için ayrı ayrı sınıflandırıcılar tasarlanmıştır. Bu sınıflandırıcılar işleme tabi tutulmuş imgeler ile özgün imgeleri eğitim kümesi olarak kullanıp bir eğitim aşamasından geçmektedir. Bu şekilde elde edilen doğrusal sınıflandırıcılar, daha sonra herhangi bir imge verildiğinde, şüpheli bloktan hesaplanan öznitelik vektörünü kullanarak sınıflandırma kararına varmaktadır.

3.2.1 Öznitelik Seçimi

On yedi adet ikili benzerlik ölçütü imgenin kırmızı kanalı üzerinden 8-7, 7-6, 6-5, 5-4, 4-3 bit düzlemleri ve yeşil ile mavi kanalların beşinci bit düzlemleri arasında hesaplandı. Dolayısıyla $17 \times 6 = 102$ adet öznitelik elde edildi. Bunlara ek olarak her bir imge için sekiz adet imge kalite ölçütü hesaplandı ve her bir imge için toplam 110 öznitelikten oluşan bir öznitelik vektörü elde edildi. Ardışıl Kayan Arama Yöntemi (Sequential Floating Search-SFS) kullanılarak en iyi öznitelik kümesi seçilmeye çalışıldı. SFS yönteminde özniteliklerin birbirinden bağımsız olma zorunluluğu yoktur. Tüm öznitelikler birlikte değerlendirilip, fazlalık olanlar elenebilir. Pudil ve ark. (1994), en iyi öznitelik setinin, sınıflandırıcı performansında bir iyileşme mümkün olmayıncaya kadar, var olan öznitelik setinden ekleme ve/veya çıkarma yaparak oluşturulacağını öne sürmüştür.

SFS yordamı aşağıdaki gibi tanımlanır:

- K adet öznitelikten en iyi sonucu veren öznitelik çiftini seç.
- Kalan özniteliklerden en değerli olanı ekle, burada seçimi sınıflandırma sonuçlarına en çok katkı yapan öznitelik olarak yap.
- Setten her bir özneliği tek tek çıkararak en değersiz özneliği belirle. Herhangi birinin çıkarılmasının sınıflandırma sonucuna etkisini (arttırma veya azaltma yönünde) kontrol et. Eğer arttırıyorsa bu özneliği çıkar ve 3. basamağa dön, azaltıyorsa bu özneliği çıkarmadan 2. basamağa dön
- İstenen sayıda özneliğe ulaşıncaya kadar dur.

Her bir doğrusal bağlanım sınıflandırıcısı için SFS i kullanarak uygun öznitelik setini elde etmeye çalıştık. Temsili sınıflandırıcılar için seçilen öznitelikler Çizelge 4.2.9.1 'de verilmiştir.

3.2.2 Sınıflandırıcı

Seçilen öznitelikler çoklu bağlanım (multiple regression) analizi kullanılarak her bir işlem için ayrı seziciler tasarlandı. Aşağıdaki bağlanım denkleminde

$$\begin{aligned} y_1 &= \beta_1 x_{11} + \beta_2 x_{12} + \dots + \beta_q x_{1q} + \varepsilon_1 \\ y_2 &= \beta_1 x_{21} + \beta_2 x_{22} + \dots + \beta_q x_{2q} + \varepsilon_2 \\ &\vdots \\ y_n &= \beta_1 x_{n1} + \beta_2 x_{n2} + \dots + \beta_q x_{nq} + \varepsilon_n \end{aligned} \quad (3.2.2.1)$$

x_{ij} i'inci imge üzerindeki j'inci özneliğin değerini vermekte, β 'lar bağlanım katsayıları olmakta, y'ler ise -1 ve +1'e kodlanan "fotomontaj vardır" ve "fotomontaj yoktur" yanıtlarıdır.

Standart doğrusal modelin tanımını (3.2.2.2)' de verildiği gibidir,

$$y = X_{nxq} \beta + \varepsilon \quad \text{öyleki} \quad \begin{cases} \text{rank} (X) = q \\ E[\varepsilon] = 0 \\ \text{Cov} [\varepsilon] = \sigma^2 I \end{cases} \quad (3.2.2.2)$$

Optimum en küçük ortalama karesel hatalı doğrusal öngörücü β (3.2.2.3) ile elde edilir.

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} (X^T y) \quad (3.2.2.3)$$

böylece öğrenme aşamasında $\hat{\beta}$ katsayıları işlenmemiş imgeler ve birtakım işlemlere tabi tutulmuş imgelerden elde edilen öznelikler kullanılarak kestirilmektedir. Sınama aşamasında ise test edilecek imgeden q adet öznelik hesaplanmakta, daha sonra öngörü katsayıları kullanılarak bu q adet ölçüt skorunun bir çıkış değerine, \hat{y} , bağlanımı elde edilmektedir (3.2.2.4). Eğer çıkış değeri deneysel olarak belirlenmiş TH eşik değerini geçerse imgenin işlenmiş olduğuna, aksi halde imgeye bir işlem uygulanmadığına karar verilir.

$$\hat{y} = \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \dots + \hat{\beta}_q x_q \quad (3.2.2.4)$$

Eğer $\hat{y} \geq TH$ ise imge işlenmiş $\hat{y} < TH$ ise imge işlenmemiş olarak kabul edilir. Burada TH deneylerle belirlenmiş eşik seviyesidir. (Bayram ve ark., 2005)

4. FOTOMONTAJ SEZİMİ İÇİN DENEYSEL SONUÇLAR

4.1 İçerikten Bağımsız Ölçüt Yöntemi ile Elde Edilen Sonuçlar

Deneylerimiz ölçekleme, döndürme, parlaklık ve kontrast değişimi işlemleri üzerinde yapıldı. Parlaklık ve kontrast değimi için ayrı ayrı sınıflandırıcılar tasarlandı. Buna ek olarak, imge üzerinde üst üste değişik işlemler uygulandı, bu işlemler ölçekleme, döndürme, parlaklık ve kontrast değişimini içeriyordu. Bu işlemlerin üst üste yapıldığı imgelerden çıkarılan öznitelikler kullanılarak da bir sınıflandırıcı tasarlandı. Buna karışık işlem sınıflandırıcı diyoruz. Benzetimi yapmak üzere 2000 farklı imgeyi içeren zengin veritabanından rasgele 200 imge seçildi ². Bu imgelerin yarısı eğitim ve diğer yarısı da test için kullanıldı.

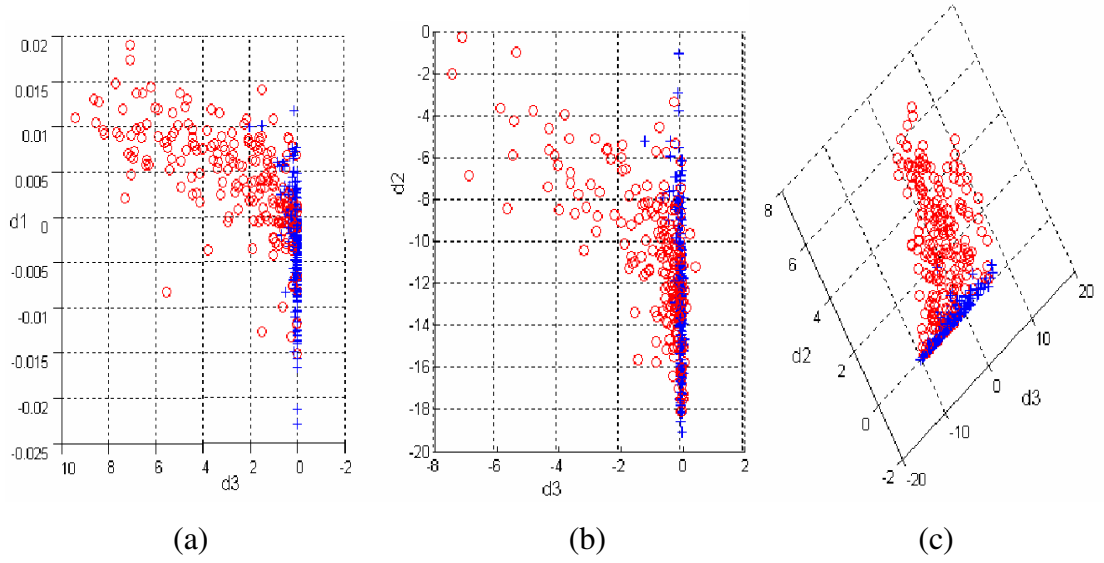
Çizelge 4.1.1 Tüm İmge Üzerinden Elde Edilen Sonuçlar

| İmge İşleme Yöntemi | Sahte Alarm | Kaçırma | Başarım (%) |
|---------------------|-------------|---------|-------------|
| Parlaklık Değişimi | 0/100 | 23/100 | 88.5 |
| Kontrast Değişimi | 6/100 | 30/100 | 82 |
| Karışık İşlem | 5/100 | 12/100 | 91.5 |

Çizelge 4.1.1’de imge işleme yöntemleri için elde edilen başarımlar verilmiştir. Bu deneylerde tüm imgeler Çizelge 4.1.1’in birinci sütununda belirtilen imge işleme yöntemine tabi tutulmuştur. Buradaki sonuçlardan yöntemimizin parlaklık, kontrast değişimi uygulanmış imgeleri ve karışık olarak döndürme, büyütme, kontrast değişimi gibi işlemlerin uygulandığı imgeleri, özgün imgelerden başarılı bir şekilde ayırabildiğini gözlemliyoruz.

Seçilen özniteliklerin özgün ve işlenmiş imgeleri birbirinden ne kadar iyi ayırabildiğini, nasıl topaklar oluşturduklarını Şekil 4.1.1 a, b, c’ de sırasıyla kontrast değişimi, parlaklık değişimi ve karışık işlemler için görebiliriz. Bu şekillerde eksenler kullanılan üç özniteliği göstermektedir. Tüm şekillerde mavi renk 200 işlenmemiş imgenin, kırmızı renk ise 200 işlenmiş imgenin üç öznitelik için dağılımını gösterir. d1, d2 ve d3 EK-1’de verilen imge kalite ölçütlerini göstermektedir.

² <http://www.cs.dartmouth.edu/~farid/>.



o - işlenmiş imge + - özgün imge

Şekil 4.1.1 Özgün imgeler ile işlenmiş imgeler 3 boyutlu öznelik uzayında dağılımı
(a) Kontrast (b) Parlaklık (c) Karışık İşlem

İkinci ve daha gerçekçi bir deney setinde, fotomontajlı imgeler test edildi. 16 imgeye ekstra bir nesne ekleyerek veya var olan bir nesneyi değiştirerek fotomontaj yaptık. Bu imgelerin doğal görünmesi ve herhangi bir şüphe uyandırmaması için değiştirilen kısmın ölçeklenmesi, döndürülmesi, parlaklık ve kontrastının değiştirilmesi gerekiyordu. Bazı durumlarda blok sınırlarının bulanıklaştırılması gerekti. Tüm imgelerde ölçekleme ve döndürme yapıldığı halde sadece bazılarında parlaklık ve kontrast değişimi yapıldı. Ayrıca internetten fotomontaj yapıldığı kesin olan 44 imge alındı. 60 adet fotomontajlı imge parlaklık değişimi, kontrast değişimi ve karışık işlem sınıflandırıcılarında test edildi.

Çizelge 4.1.2 Bloklar İçin Elde Edilen Sonuçlar

| İmge İşleme Yöntemi | Sahte Alarm | Kaçırma | Başarım (%) |
|---------------------|-------------|---------|-------------|
| Parlaklık Değişimi | 31/60 | 3/60 | 69.2 |
| Kontrast Değişimi | 25/60 | 6/60 | 74.2 |
| Karışık İşlem | 7/60 | 17/60 | 80 |

Çizelge 4.1.2'deki sonuçlar elimize gelen imgenin şüpheli bloğunu test ettiğimizde başarılı bir şekilde sınıflandırabileceğimizi gösterir. Özellikle bir fotomontajı yapmak için birçok işlemin üst üste uygulanması gerekli olduğundan karışık işlem sınıflandırıcısı sonuçları öne çıkmaktadır ki bu sonuçlara bakarak fotomontajın varlığını başarılı bir şekilde sezebildiğimizi söyleyebiliriz.

4.2 İkili Benzerlik ve İmge Kalite Ölçütlerini Kullanarak Elde Edilen Sonuçlar

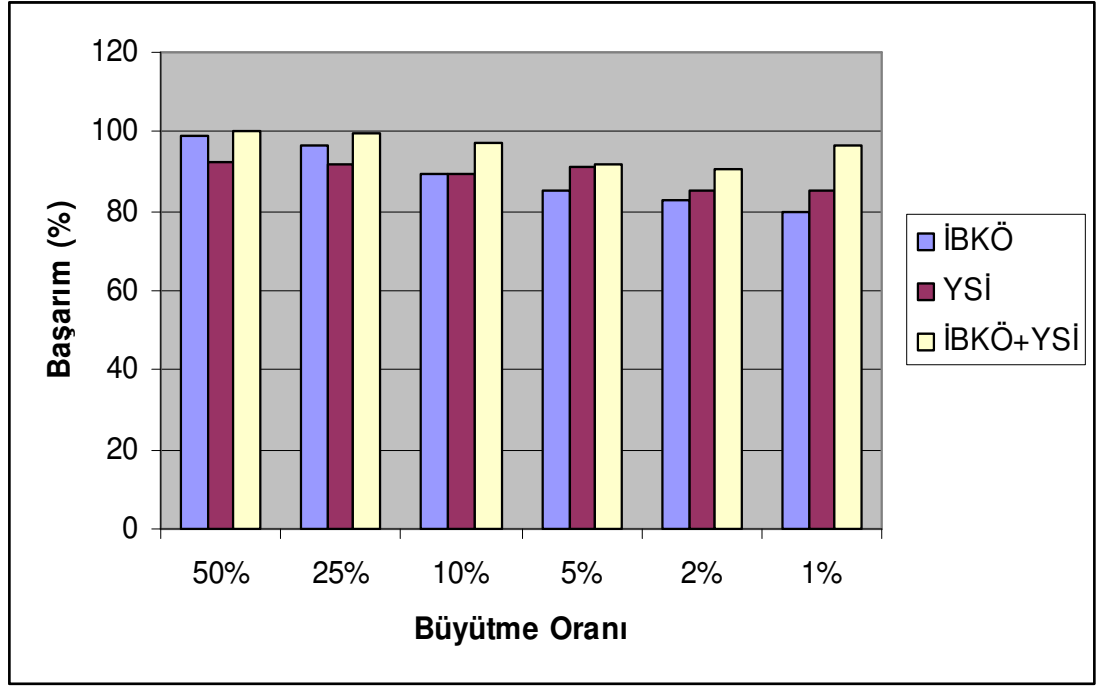
Bu çalışmada üzerinde hiçbir işlem uygulanmamış imgeler ile, bazı işlemlerden geçirilmiş imgeleri ayırtmak üzere ikili benzerlik ve imge kalite ölçütlerini (İBKÖ) kullanarak öznitelikler elde edildi ve bu verilere bağlı olarak lineer sınıflandırıcılar tasarlandı. Ayrıca dalgacık dönüşümünü kullanan Farid ve Lyu'nun (2003), Yüksek Seviyeli İstatistik Yöntemi (YSİ) karşılaştırma amacıyla testlerimize dahil edildi. Daha iyi sonuç elde etmek üzere bu iki yöntem birleştirildi ve deneyler tekrarlandı. Elimizde 200 adet üzerinde işlem uygulanmamış imge bulunmaktaydı, bunlarla özgün imge setimizi oluşturduk. İmgedeki herhangi bir farklılığın sonuçlarımıza etki etmesini önlemek için özgün setimizdeki tüm imgelerin aynı fotoğraf makinesinden çıkmış olmasına dikkat ettik. Bu imgeleri Adobe Photoshop³ programını ve parametrelerini kullanarak ölçekleme, döndürme, parlaklık ve kontrast değişimi, bulanıklaştırma ve netleştirme işlemlerine tabi tutarak 200 adet imgeden oluşan setler elde ettik. Özgün setin 100 imgesini eğitim, 100 imgesini test için, işleme tabi tutulmuş setlerin 100 imgesini eğitim, 100 imgesini test için kullandık ve sınıflandırıcılarımızı tasarladık.

4.2.1. Büyütme İşlemi Sonuçları

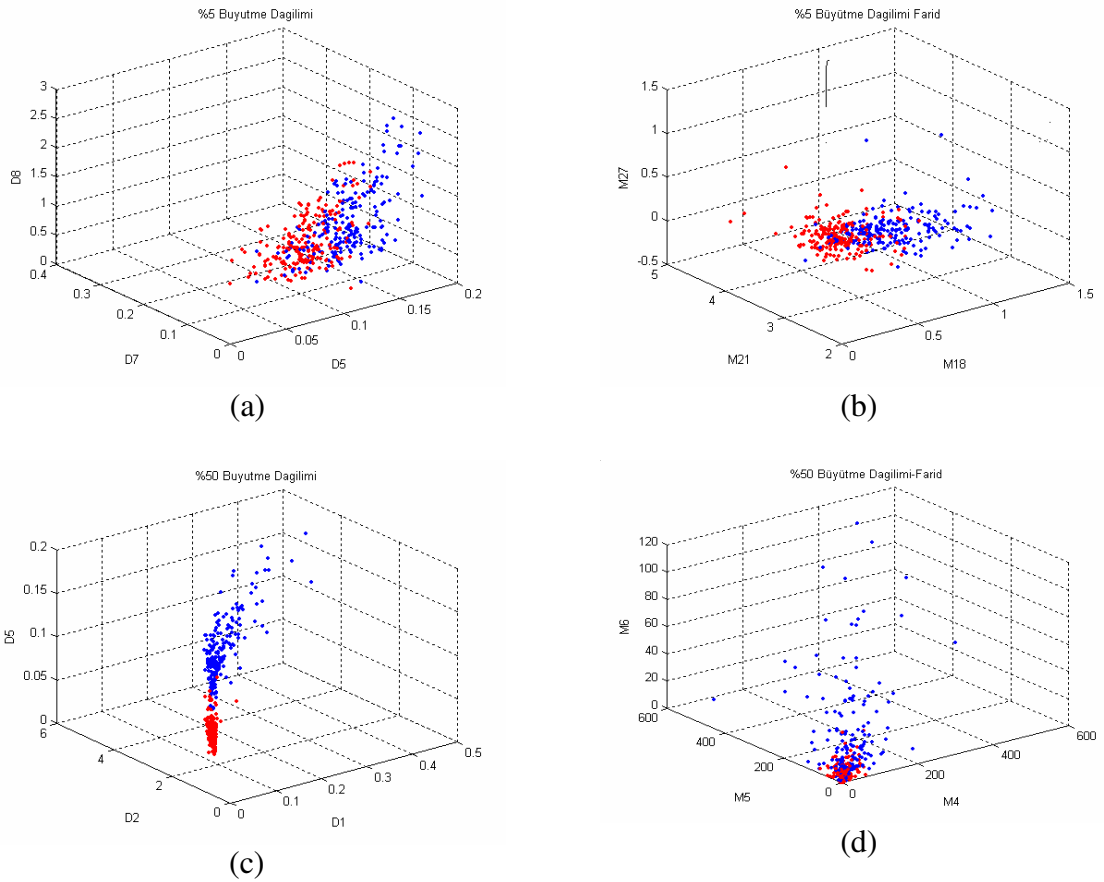
Özgün imgeleri öncelikle büyütme işlemine tabi tuttuk. İmgeleri %50, %25, %10, %5, %2, %1 büyüterek 6 adet imge seti oluşturduk ve bu setlerin her birini özgün imge setinden ayırmak için sınıflandırıcılar tasarladık. Buna göre büyütme işleminden elde edilen sonuçlar Şekil 4.2.1.1'de verilmiştir. Bu şekilde mavi renk önerdiğimiz yöntem için elde edilen sonuçları, kırmızı renk YSİ yöntemi için elde edilen sonuçları, sarı renk ise bu iki yöntemin birleştirilmesiyle elde edilen sonuçları göstermektedir.

Şekilde de görüleceği gibi İBKÖ yönteminin başarısı büyütme oranı arttıkça artmaktadır. Yapılabilecek en az büyütme de bile başarımız %80 olmaktadır. Bunun yanı sıra YSİ yöntemi de büyütme için oldukça başarılıdır, hatta büyütme oranı azaldıkça başarısı yöntemimizden iyi olmaktadır. Bu iki yöntem birleştirildiğinde başarımlar gözle görülür şekilde artmaktadır. İmgedeki %1 büyütme bile %96.5'lik bir başarımla sezilebilmektedir. Dolayısıyla iki yöntemin birleşiminden elde edilen öznitelikler ile imgedeki büyütmenin büyük bir olasılıkla tahmin edilebileceğini söyleyebiliriz.

³ www.adobe.com



Şekil 4.2.1.1 Başarım- Büyütme Oranı Grafiği

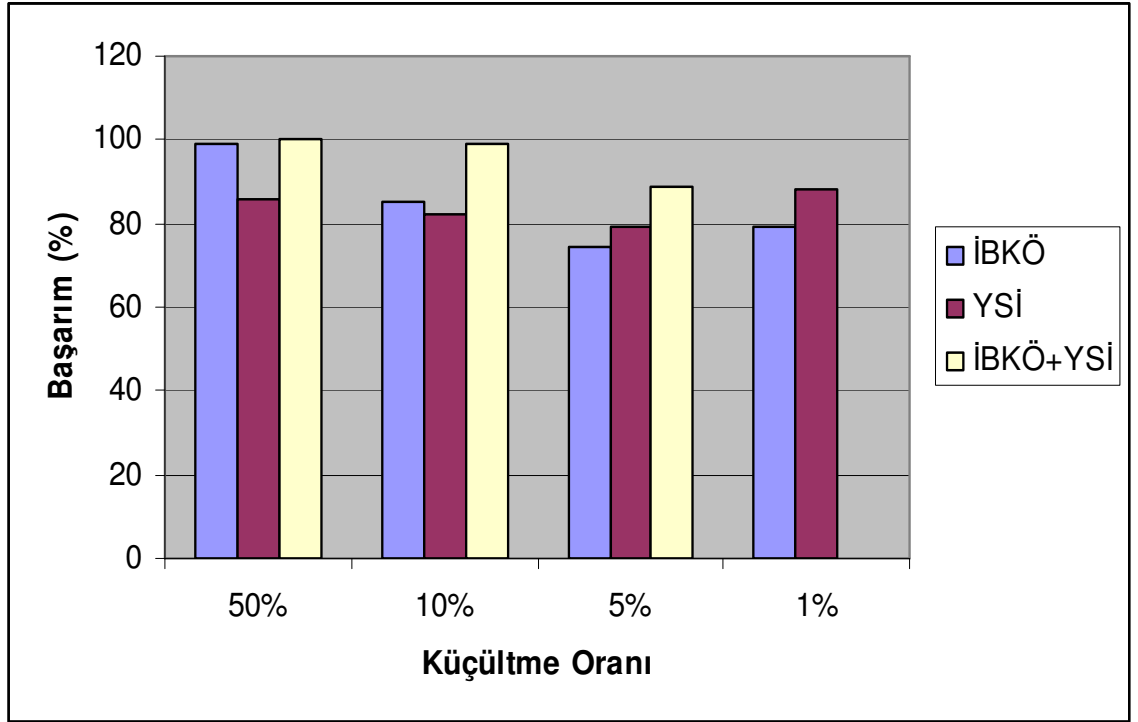


Şekil 4.2.1.2 Özgün imgeler ile büyütme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öz nitelik uzayında dağılımı. Mavi özgün imgeleri, kırmızı büyütülmüş imgeleri göstermektedir. (a) İBKÖ yöntemi ile %5 büyütme için dağılım (b) YSİ yöntemi ile %5 büyütme için dağılım (c) İBKÖ yöntemi ile %50 büyütme için dağılım (d) YSİ yöntemi ile %50 büyütme için dağılım

Şekil 4.2.1.2 'deki örnek çizitler özgün ve büyütme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımını göstermektedir. Her iki yöntem için de 3'ten fazla öznitelik kullanılmış olmasına rağmen, 3 boyutlu öznitelik uzayındaki kümelenme açıkça görülebilmektedir.

4.2.2.Küçültme İşlemi Sonuçları

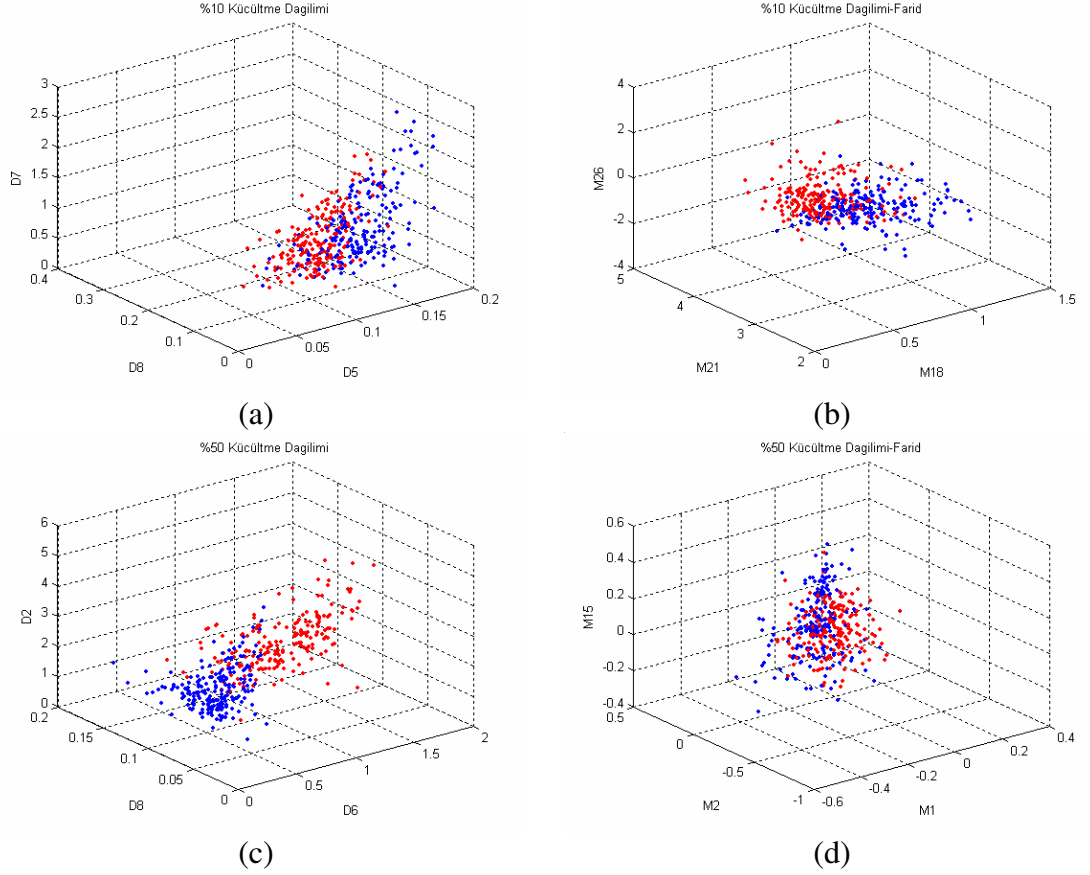
Büyütme ile aynı şekilde, %50, %25, %10, %5, %2 olmak üzere 200 imgeye küçültme uygulanarak, 5 adet imge seti oluşturuldu. Bu setlerin her biri için ayrı sınıflandırıcılar tasarlandı. Bu sınıflandırıcılara ilişkin sonuçlar Şekil 4.2.2.1' de verilmiştir.



Şekil 4.2.2.1. Başarım- Küçültme Oranı Grafiği

Şekil 4.2.2.1'deki sonuçları göz önünde bulundurursak en düşük başarımlar %5 küçültme için elde edilmiş olup sınıflandırma başarımları %74.5'dur. Büyütmede olduğu gibi küçültme oranı azaldıkça başarımlar azalmaktadır. YSİ yöntemi karşılaştırıldığında; düşük küçültme oranlarında YSİ yönteminin başarımları daha iyiyken, küçültme arttıkça yöntemimizin başarımları daha iyi olmaktadır ve %50 küçültme için %99 'a gibi çok iyi bir sonuç elde edilmektedir. İki yöntem birleştirildiğinde elde edilen sonuçlarda büyük bir iyileşme olduğunu gözlemlenmektedir. Diğer yöntemler kullanılarak en düşük başarımların elde edildiği %5'lik küçültme de bile başarımlar, yaklaşık %10 artarak %89

olmuştur. Buna göre birleştirilmiş yöntem imgede yapılan küçültmeyi sezmede başarılı olacaktır diyebiliriz.

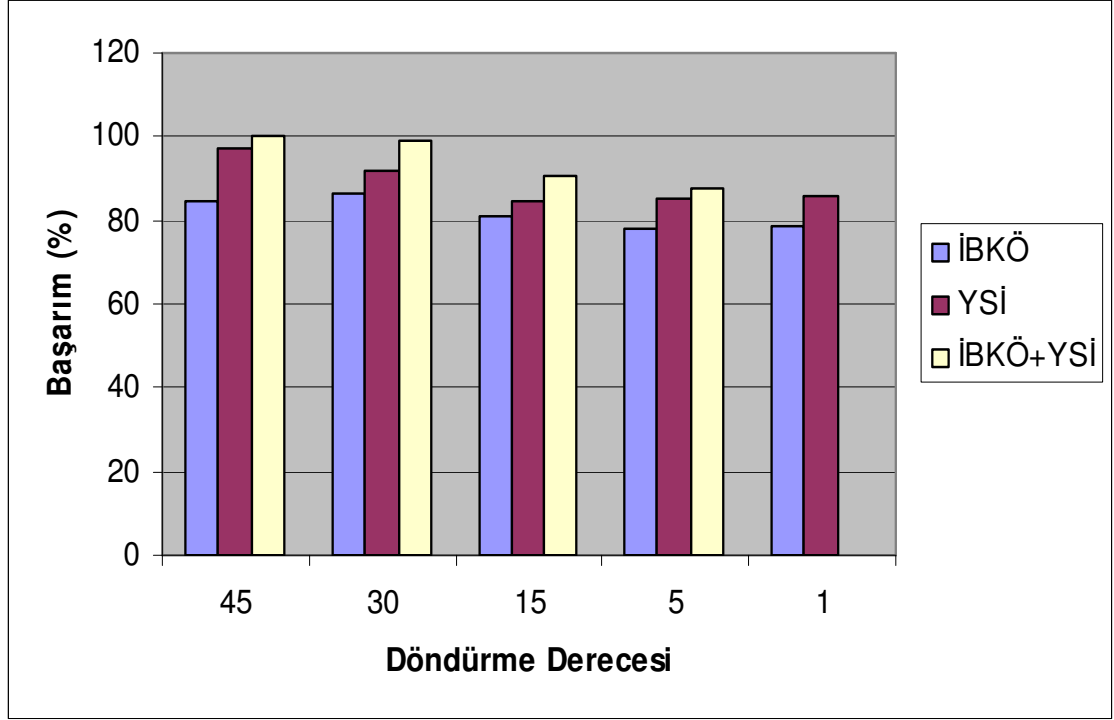


Şekil 4.2.2.2. Özgün imgeler ile küçültme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı. Mavi özgün imgeleri kırmızı küçültülmüş imgeleri göstermektedir. (a) İBKÖ yöntemi ile %10 küçültme için dağılım (b) YSİ yöntemi ile %10 küçültme için dağılım (c) İBKÖ yöntemi ile %50 küçültme için dağılım (d) YSİ yöntemi ile %50 küçültme için dağılım

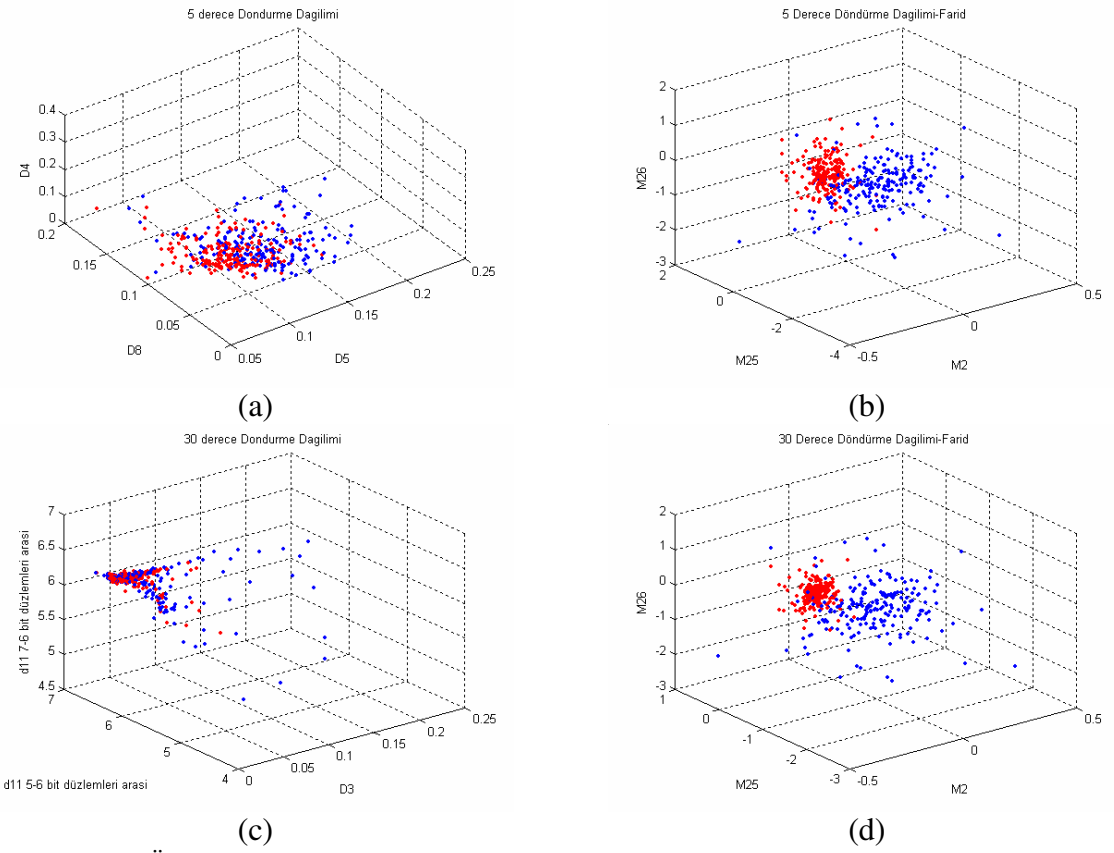
Şekil 4.2.2.2'de %10 ve %50'lik küçültme oranlarında özgün imgeler ve küçültme işlemine tabi tutulmuş imgelerin, 3 boyutlu öznitelik uzayında kümelenmesi gösterilmektedir.

4.2.3.Döndürme İşlemi Sonuçları

Özgün imge setindeki 200 imgeye 45°, 30°, 15°, 5°, 1° olmak üzere döndürme işlemi uygulanarak, 5 adet imge seti oluşturuldu. Bu setlerin her biri için sınıflandırıcılar tasarlandı. Bu sınıflandırıcılara ilişkin sonuçlar Şekil 4.2.3.1'de verilmiştir.



Şekil 4.2.3.1. Başarım-Döndürme Oranı Grafiği



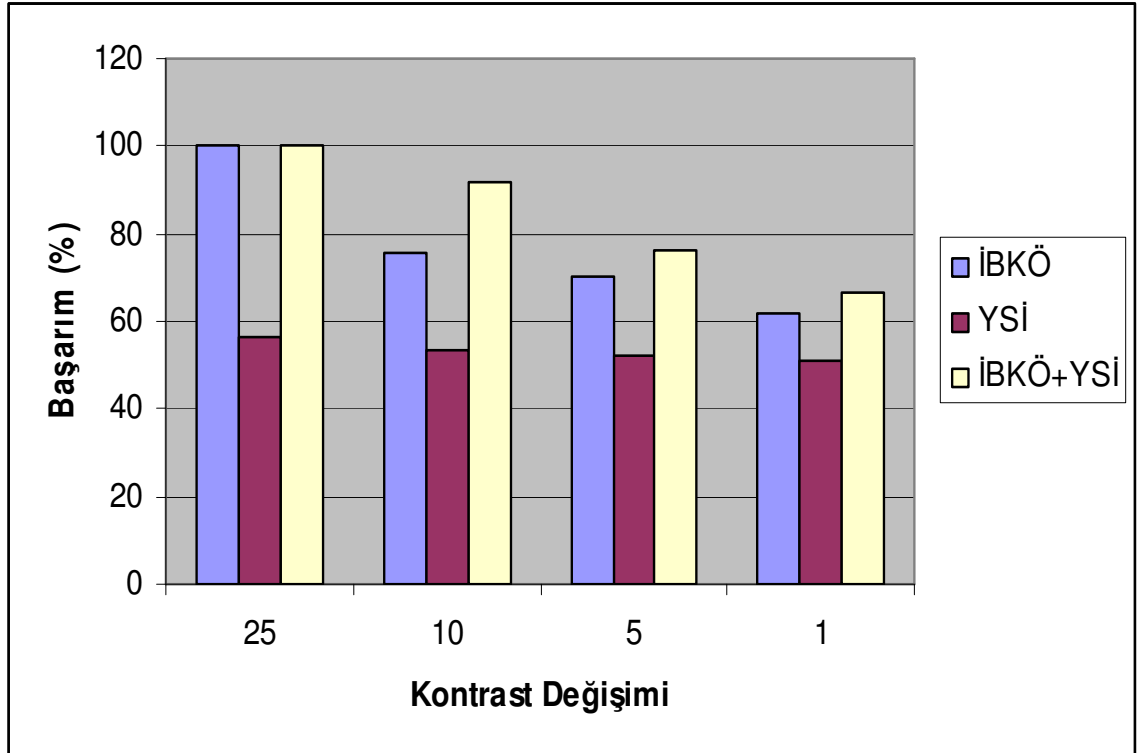
Şekil 4.2.3.2. Özgün imgeler ile döndürme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznelik uzayında dağılımı. Mavi özgün imgeleri kırmızı döndürülmüş imgeleri göstermektedir. (a) İBKÖ yöntemi ile 5° döndürme için dağılım (b) YSİ yöntemi ile 30° döndürme için dağılım (c) İBKÖ yöntemi ile 30° döndürme için dağılım (d) YSİ yöntemi ile 30° döndürme için dağılım

Döndürme işlemi için elde ettiğimiz sonuçlar Şekil 4.2.3.1' de verilmiştir. Bu sonuçlara göre, İBKÖ yöntemi ile imge 1° döndürüldüğünde elde ettiğimiz sonuç %78.5 olmaktadır. YSİ yöntemi ile elde edilen sonuçların döndürme işlemi için daha iyi olduğu gözlemlenmektedir. İki yöntem birleştirildiğinde elde edilen sonuçlar oldukça iyileşmiştir. Buna dayanarak birleştirilmiş yöntemin imgede yapılan döndürmeyi sezebileceği söylenebilir.

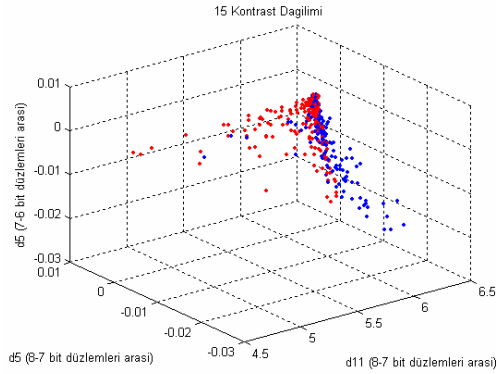
Ayrıca Şekil 5.2.3.2'de 3 boyutlu öznitelik uzayında sınıfların dağılımı verilmiştir. YSİ yöntemi için çizitlerde iki sınıfın ayırımı iyi bir şekilde gözlenmiştir, fakat bizim yöntemimizde bunu gözlemek mümkün olmamıştır. Bunun sebebi çalışmamızda döndürme işlemleri için kullanılan öznitelik sayısının üçten fazla olması ve üç boyutlu uzayda ayrışmanın belirgin olamamasıdır.

4.2.4.Kontrast Değişimi Sonuçları

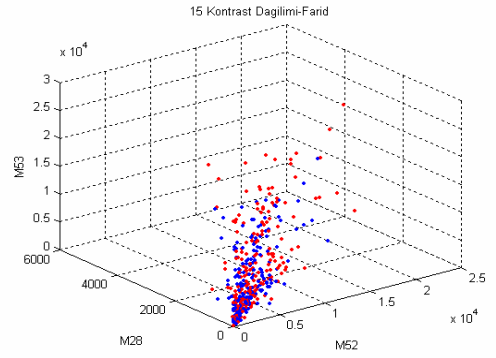
Özgün imgeler 25, 15, 5, 1 kademe olmak üzere kontrast işlemlerine tabi tutularak 4 adet imge seti oluşturuldu. Bu setler için oluşturulan sınıflandırıcılardan elde edilen sonuçlar Şekil 4.2.4.1 de verilmiştir.



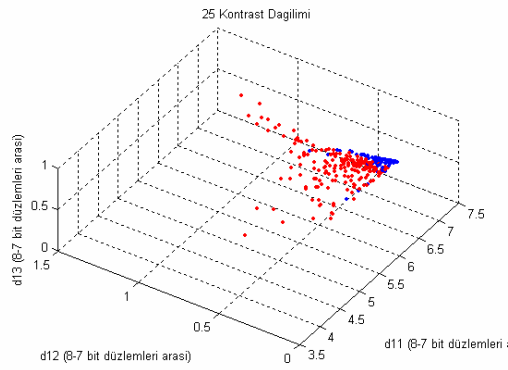
Şekil 4.2.4.1. Başarım-Kontrast Değişimi Grafiği



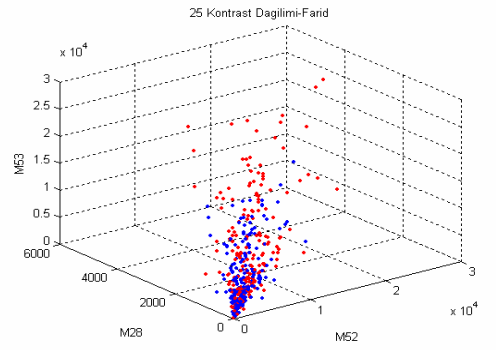
(a)



(b)



(c)



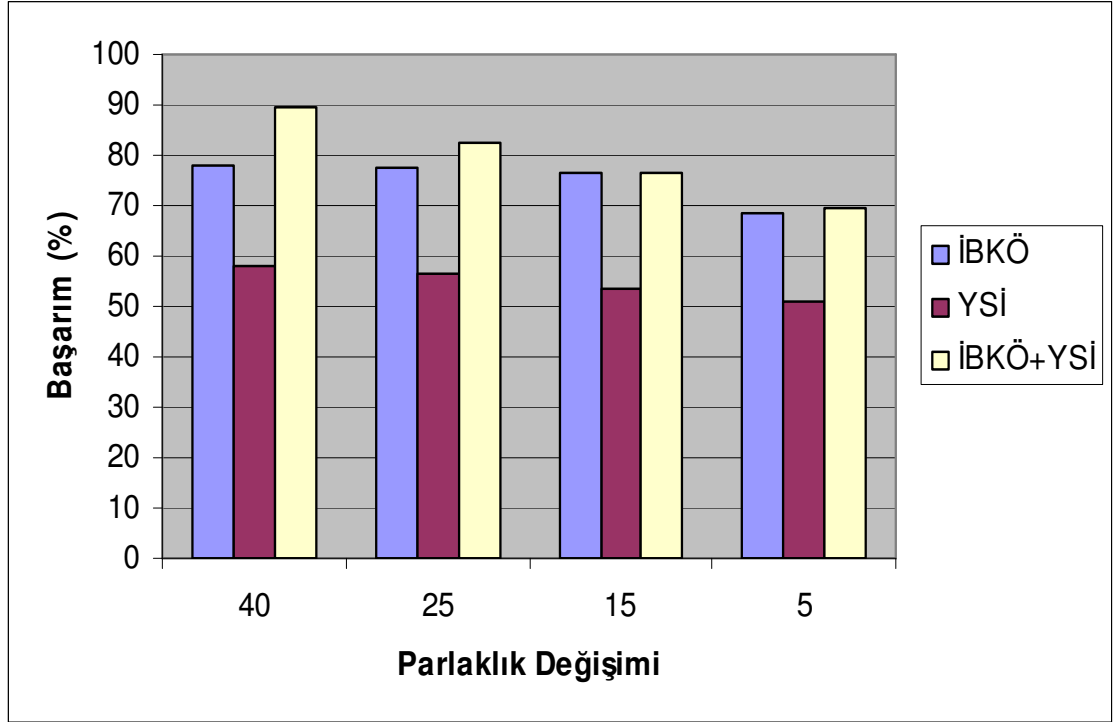
(d)

Şekil 4.2.42. Özgün imgeler ile kontrast değişimi işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznetelik uzayında dağılımı. Mavi özgün imgeleri kırmızı kontrastı değiştirilmiş imgeleri göstermektedir. (a) İBKÖ yöntemi ile 15 kademe parlaklık değişimi için dağılım (b) YSİ yöntemi ile 15 kademe parlaklık değişimi için dağılım (c) İBKÖ yöntemi ile 25 kademe parlaklık değişimi için dağılım (d) YSİ yöntemi ile 25 kademe parlaklık değişimi için dağılım

Şekil 4.2.4.2'deki çizitler ve Şekil 4.2.4.1'de verilen sonuçlar ile İBKÖ yönteminin kontrast değişimini yakaladığı görülmektedir. Kontrastın çok az değiştirilmesinde bile başarımlar %62 olmakta, 25 kademe kontrast değişiminde ise iki sınıfın tamamen birbirinden ayrıldığını görülmektedir. Kontrastın daha fazla değiştirilmesinde ise başarımların %100 olacağını tahmin etmek hiç de zor değildir. Bunun yanında YSİ yöntemi kullanılarak elde edilen başarımların düşük olduğu görülmektedir. Bu çalışma için elde edilen en iyi sonuç %56.5 olmaktadır. Bu durumda iki sınıfın birbirinden ayrılması mümkün olamayacaktır. Dolayısıyla eğer fotomontaj yapılırken imgenin sadece kontrastı değiştirilmiş ise YSİ yönteminin bunu sezemeyeceği görülmektedir. İki yöntem birleştirildiğinde elde edilen sonuçlarda gözle görülür bir iyileşme sağlanmaktadır. Sonuç olarak birleştirilmiş yöntem kullanılarak, kontrast değişimi yapılmış imgeler ile özgün imgeleri birbirinden başarılı bir şekilde ayrılacağı söylenebilir.

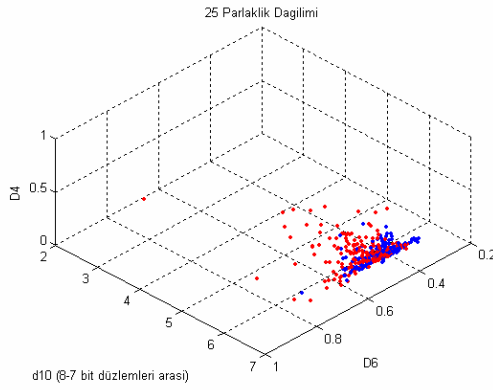
4.2.5 Parlaklık Değişimi Sonuçları

Özgün imgeler 40, 25, 15, 5 kademe olmak üzere parlaklık işlemlerine tabi tutularak 4 adet imge seti oluşturuldu. Bu setler için oluşturulan sınıflandırıcılardan elde edilen sonuçlar Şekil 4.2.5.1’de verilmiştir.

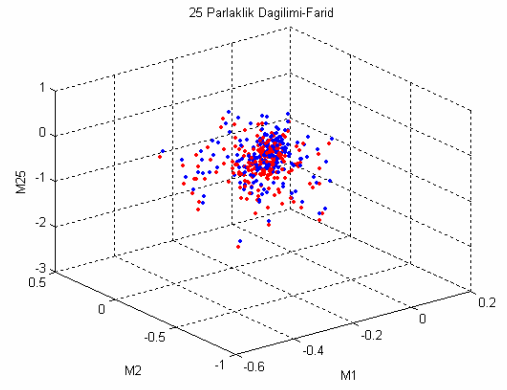


Şekil 4.2.5.1. Başarım- Parlaklık Değişimi Grafiği

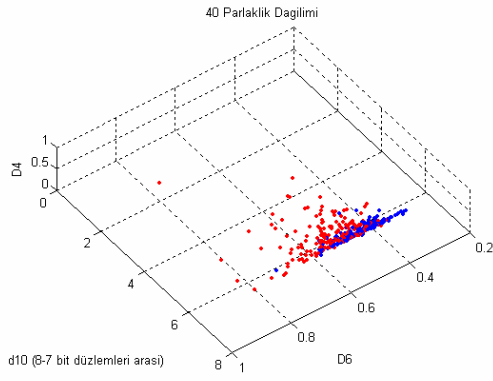
Şekil 4.2.5.1’deki sonuçlar incelendiğinde İBKÖ yönteminin parlaklık değişimine de duyarlı olduğu görülebilir. Parlaklığın fark edilmesi zor bir düzeyde değiştirilmesinde dahi, başarımlar %68.5 olmaktadır. Kontrast değişiminde olduğu gibi, YSİ yöntemiyle elde edilen sonuçların iyi olmadığı görülmektedir. Şekil 4.2.5.2 incelenirse bu yöntem için çizitlerde parlaklığı değiştirilmiş ve özgün imgeler arasında bir ayırım olmadığı görülebilir. İki yöntem birleştirildiğinde, yüksek parlaklık değişimleri için elde edilen sonuçlar iyileşmiştir. YSİ yönteminin parlaklık değişimi sezmede başarısız olduğu göz önüne alınırsa, iki yöntem birleştirildiğinde sonuçların fazlaca iyileşmemesi şaşırtıcı değildir.



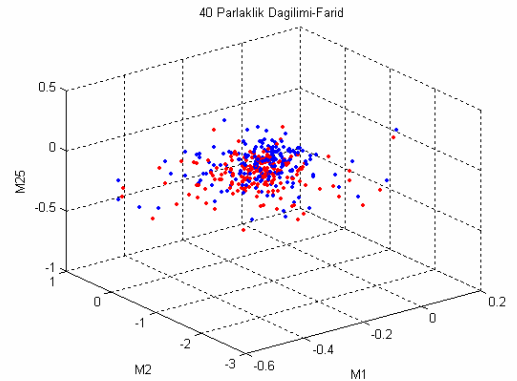
(a)



(b)



(c)



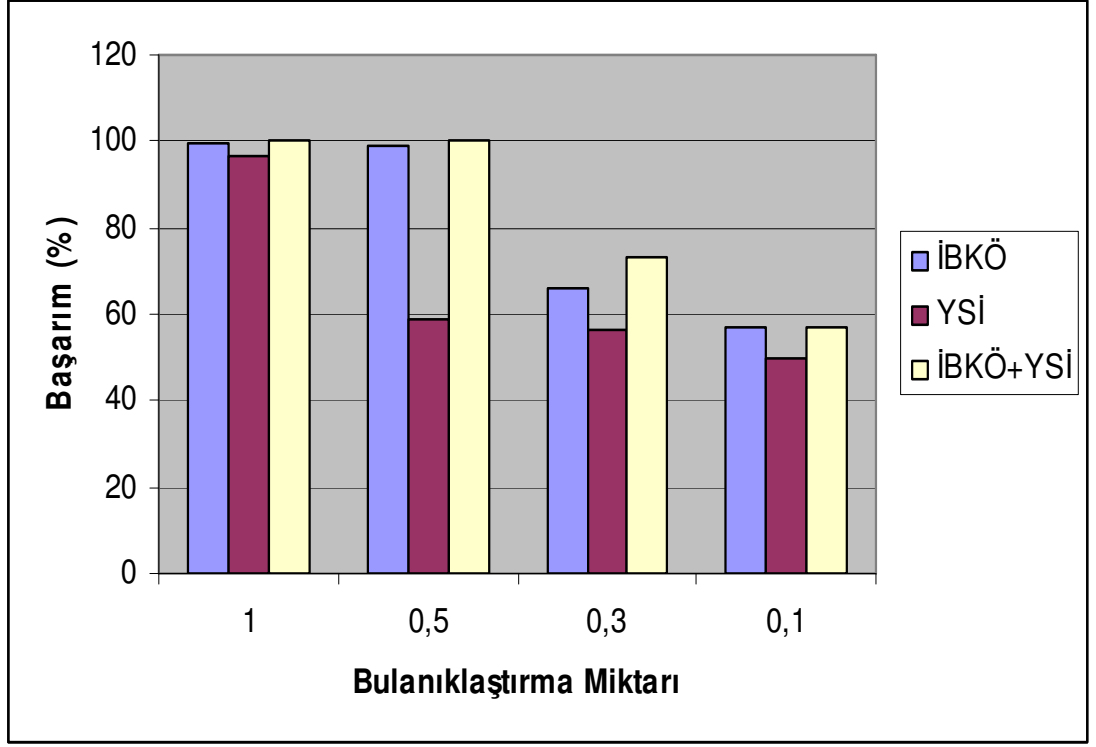
(d)

Şekil 4.2.5.2. Özgün imgeler ile parlaklık değişimi işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznelik uzayında dağılımı. Mavi özgün imgeleri kırmızı parlaklığı değiştirilmiş imgeleri göstermektedir. (a) İBKÖ yöntemi ile 25 kademe parlaklık değişimi için dağılım (b) YSİ yöntemi ile 25 kademe parlaklık değişimi için dağılım (c) İBKÖ yöntemi ile 40 kademe parlaklık değişimi için dağılım (d) YSİ yöntemi ile 40 kademe parlaklık değişimi için dağılım

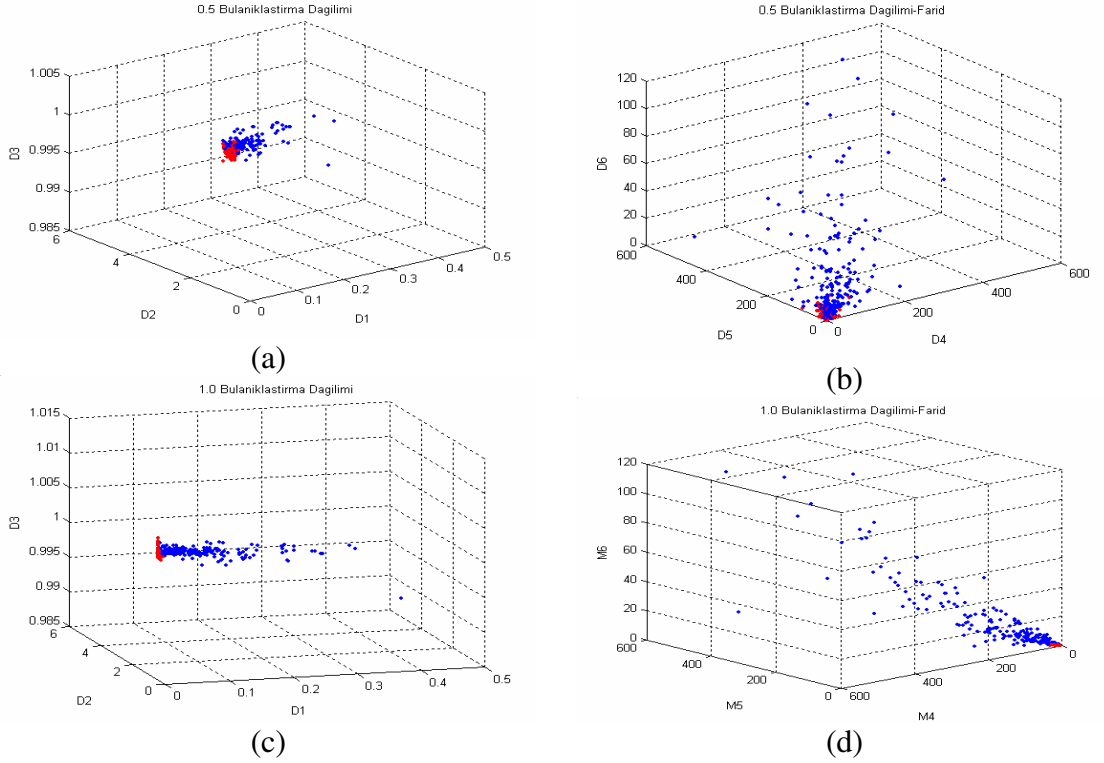
4.2.6. Bulanıklaştırma İşlemi Sonuçları

Özgün imgeler 1.0, 0.5, 0.3, 0.1 kademe olmak üzere gauss bulanıklaştırması işlemlerine tabi tutularak 5 adet imge seti oluşturuldu. Bu setler için oluşturulan sınıflandırıcılardan elde edilen sonuçlar Çizelge 5.2.6 de verilmiştir.

Şekil 4.2.6.1'de görüldüğü gibi İBKÖ yöntemi bulanıklaştırılmış imgeleri sezmede oldukça başarılıdır. Bulanıklaştırma işlemi için bu yöntemin her durumda YSİ yönteminden iyi sonuçlara ulaştığını görebiliyoruz, fakat her iki yöntemde de bulanıklaştırmanın az olduğu imgelerde başarımlarımız düşüktür ki, bu iki yöntemin de eksik yönüdür. İki yöntemin birleşmesiyle de bu eksiklik giderilememiştir. Bulanıklaştırmaya dair örnek çizitler Şekil 5.2.6.2 de verilmiştir. Bu çizitlerde bulanık imgeler ile özgün imgelerin ne kadar iyi ayrıldıklarını gözlemleyebiliyoruz.



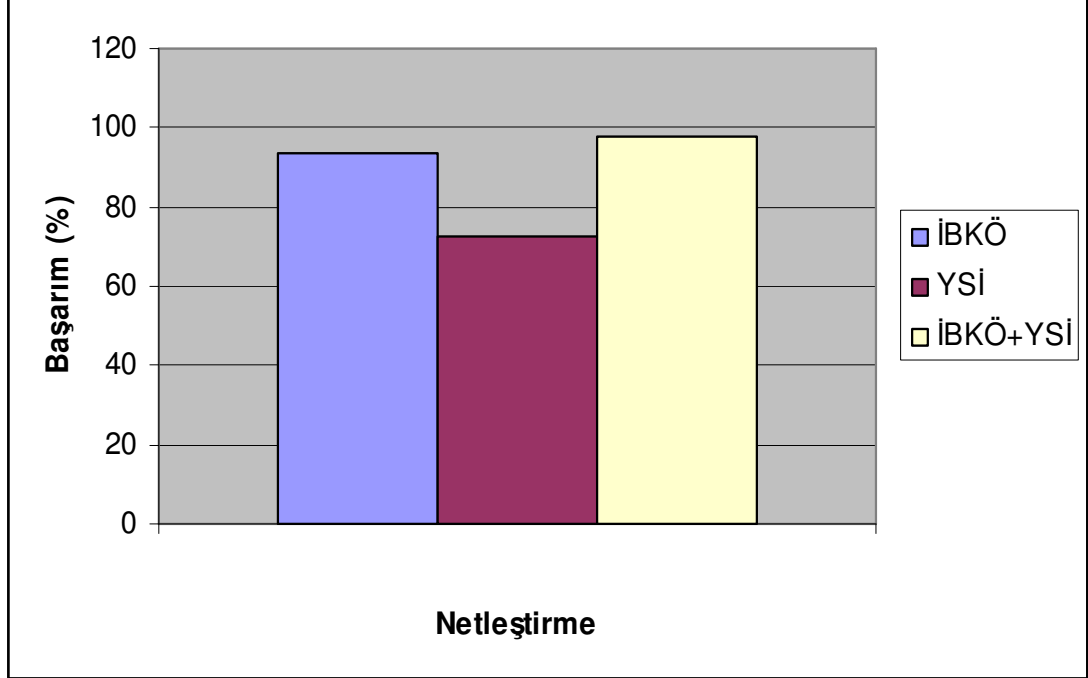
Şekil 4.2.6.1. Başarım-Bulanıklaştırma Grafiği



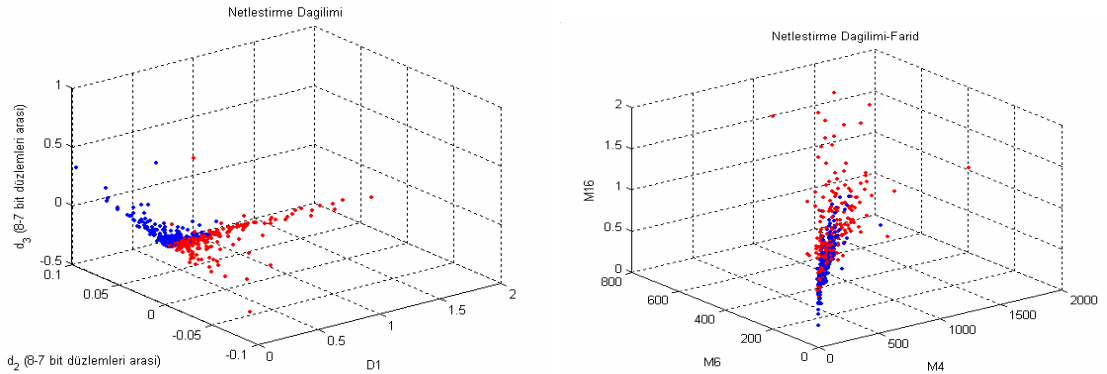
Şekil 4.2.6.2. Özgün imgeler ile bulanıklaştırma işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznelik uzayında dağılımı. Mavi özgün imgeleri kırmızı bulanıklaştırılmış imgeleri göstermektedir. (a) İBKÖ yöntemi ile 0.5 kademe bulanıklaştırma için dağılım (b) YSİ yöntemi ile 0.5 kademe bulanıklaştırma için dağılım (c) İBKÖ yöntemi ile 1.0 kademe bulanıklaştırma için dağılım (d) YSİ yöntemi ile 1.0 kademe bulanıklaştırma için dağılım

4.2.7. Netleştirme İşlemi Sonuçları

Özgün imgeler netleştirme işlemine tabi tutularak imge seti oluşturuldu. Bu set için oluşturulan sınıflandırıcılardan elde edilen sonuçlar Şekil 4.2.7.1’de verilmiştir.



Şekil 4.2.7.1. Başarım-Netleştirme Grafiği



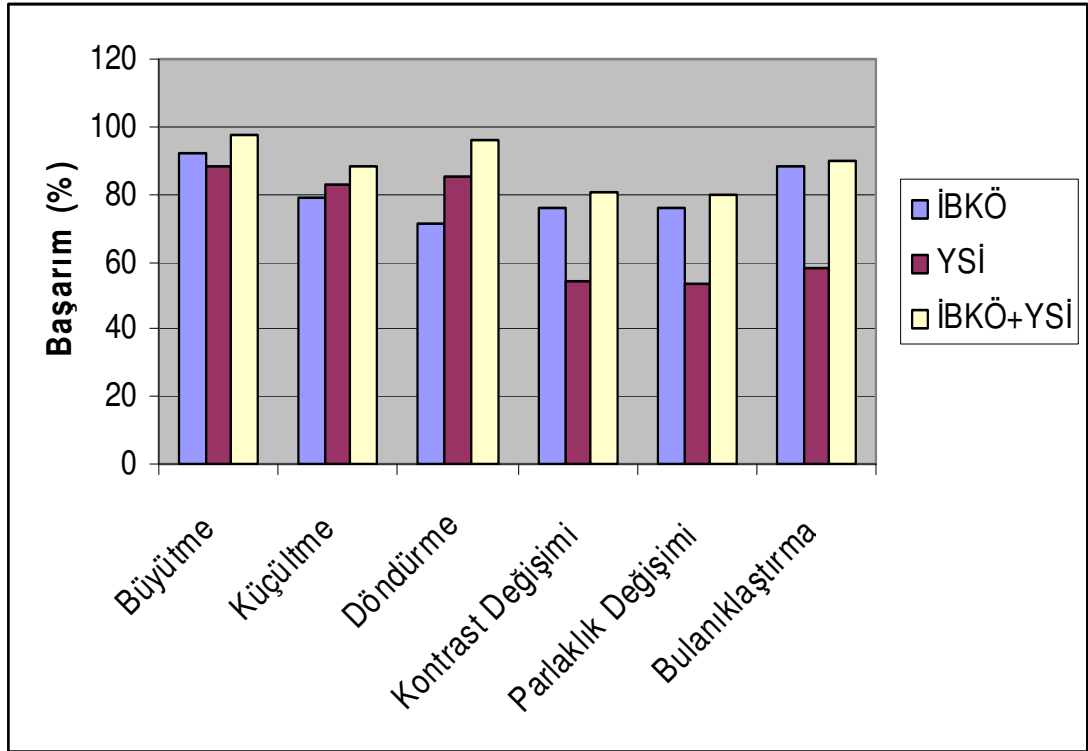
Şekil 4.2.7.2.Özgün imgeler ile netleştirme işlemine tabi tutulmuş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı. Mavi özgün imgeleri kırmızı netleştirilmiş imgeleri göstermektedir. (a) İBKÖ yöntemi ile netleştirme için dağılım (b) YSİ yöntemi netleştirme için dağılım

Netleştirme işlemi sonuçları Şekil 4.2.7.1’de verilmiştir. Bu sonuçlara bağlı olarak İBKÖ yönteminin, netleştirme yapılmış imgeler ile özgün imgeleri birbirinden çok iyi bir şekilde ayırabildiğini görülmektedir. Netleştirme işlemi için İBKÖ yöntemi, YSİ yöntemine göre daha başarılıdır. İki yöntemin birleştirildiğinde ise oldukça başarılı bir sonuç elde edilmiştir. Şekil 4.2.7.2’de iki yöntem için, özgün imgeler ile üzerinde

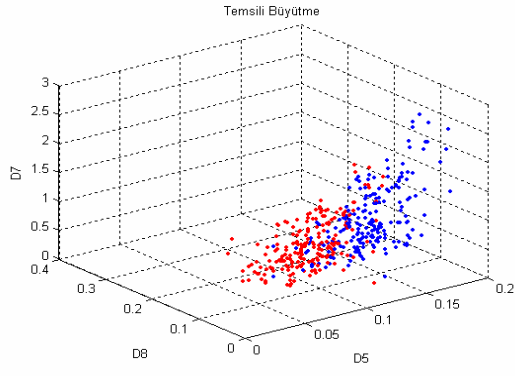
netleştirme işlemi yapılmış imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı görülmektedir. Bu şekilde de İBKÖ yöntemi kullanıldığında oluşan ayırım açıkça görülmektedir.

4.2.8. Temsili Sonuçlar

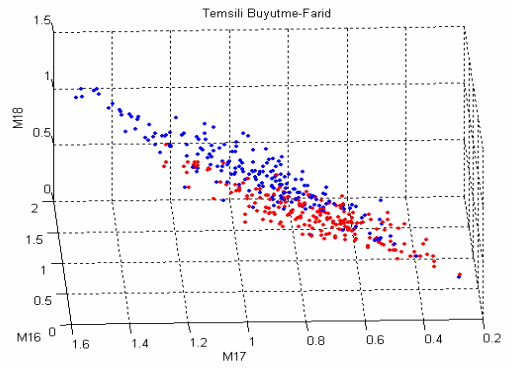
Önceki bölümlerde bahsedildiği gibi büyütme, küçültme, döndürme, kontrast, parlaklık, bulanıklaştırma işlemleri için birden fazla sınıflandırıcı tasarlanmıştır. İmgede herhangi bir işlemin yapılıp yapılmadığını belirlemek için tüm bu sınıflandırıcılarda test etmek uzun zaman alacaktır. Bu süreyi kısaltmak için her bir işlemi temsil edebilecek sınıflandırıcılar tasarlama yoluna gidildi. Örneğin büyütme işlemini temsil edecek bir sınıflandırıcı oluşturmak için %25, %10, %5, %2 büyütme yapılmış imge setlerinin her birinden eşit sayıda imge alarak 200 imgelik bir havuz oluşturuldu. Bu setin 100 imgesi eğitim, 100 imgesi test için kullanılarak yeni bir temsili sınıflandırıcı tasarlandı. Aynı şekilde tüm imge işlemleri için imge havuzları oluşturulup temsili sınıflandırıcılar tasarlandı. Böylece bir imgede fotomontaj olup olmadığını anlamak için sadece temsili sınıflandırıcılarda test etmek yeterli olacaktır. Temsili sınıflandırıcı sonuçları Şekil 4.2.8.1’de verilmiştir.



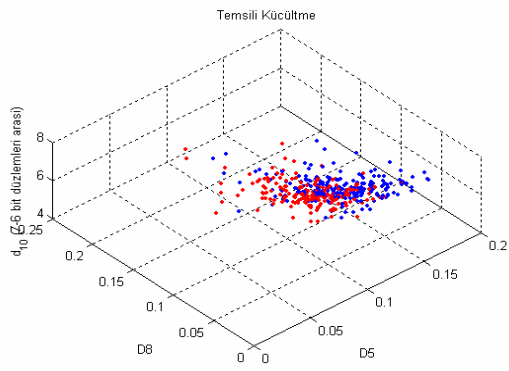
Şekil 4.2.8.1. Başarım-Temsili İşlem Grafiği



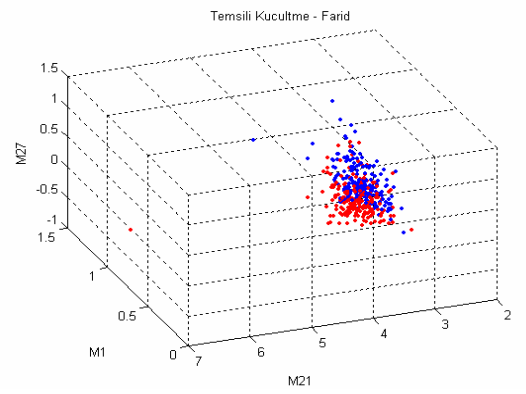
(a)



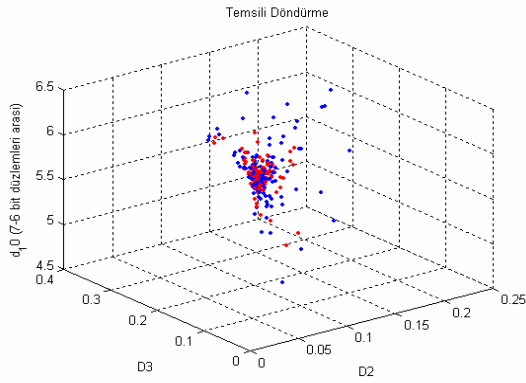
(b)



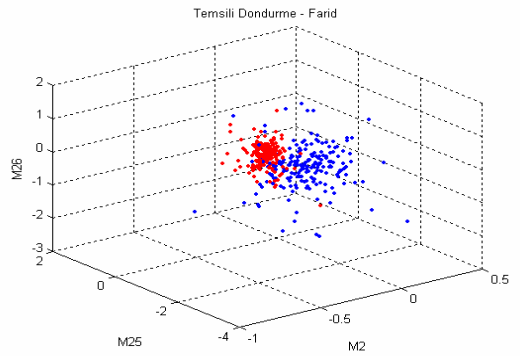
(c)



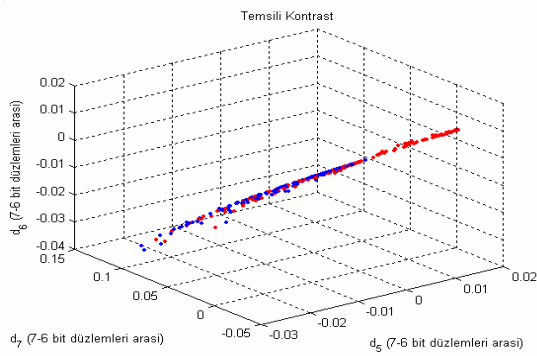
(d)



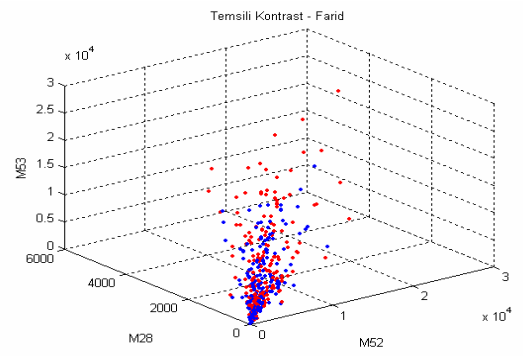
(e)



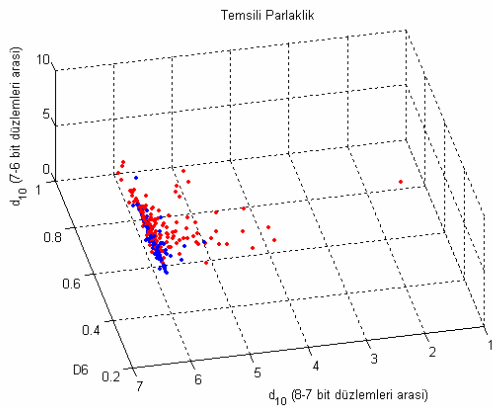
(f)



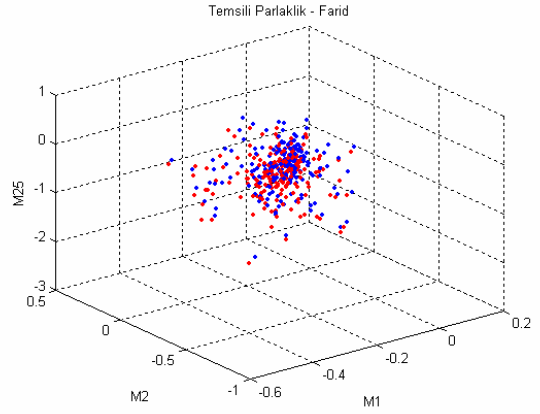
(g)



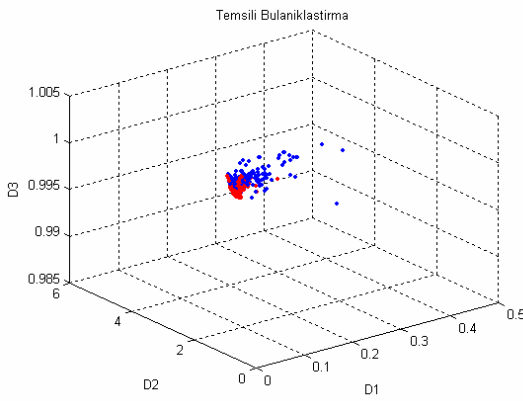
(h)



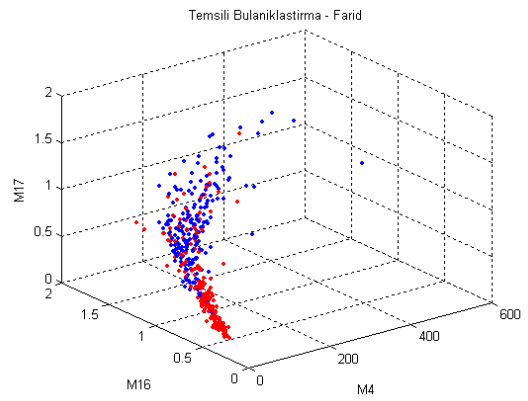
(i)



(j)



(k)



(l)

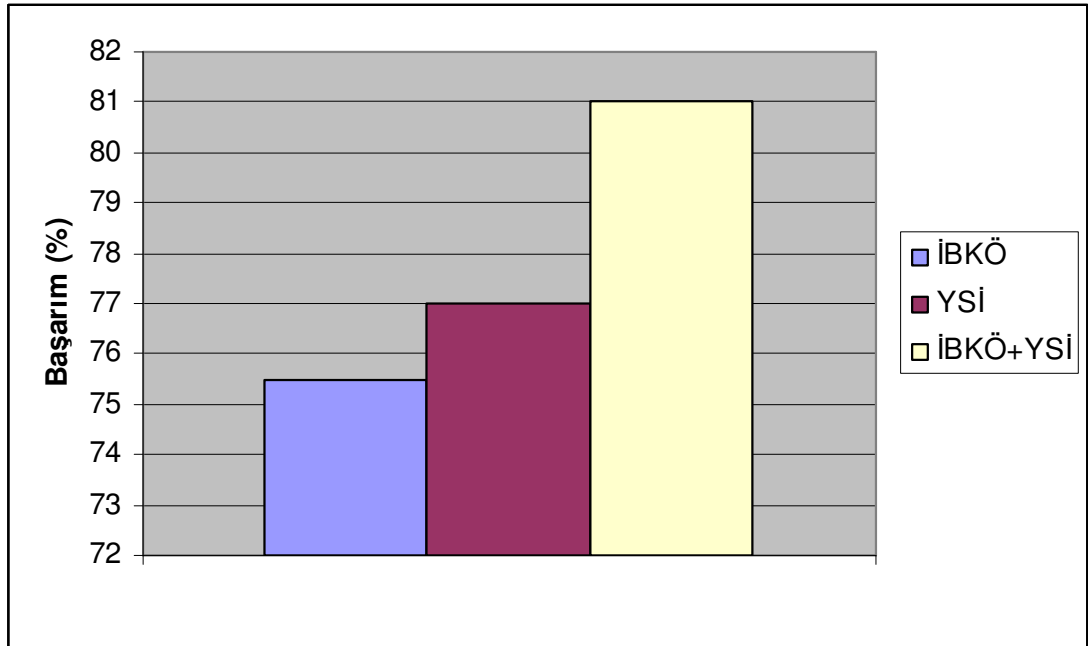
Şekil 4.2.8.1 Özgün imgeler ile temsili havuzlardaki imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı. Mavi özgün imgeleri kırmızı havuz imgeleri göstermektedir. (a) İBKÖ temsili büyütme b) YSİ temsili büyütme c) İBKÖ temsili küçültme d) YSİ temsili küçültme e) İBKÖ temsili döndürme f) YSİ temsili döndürme g) İBKÖ temsili kontrast h) YSİ temsili kontrast i) İBKÖ temsili parlaklık j) YSİ temsili parlaklık k) İBKÖ temsili bulanıklaştırma l) YSİ temsili bulanıklaştırma

Şekil 4.2.8.1’de verilen sonuçları incelersek İBKÖ yönteminin temsili sınıflandırıcıların hepsinde çok iyi sonuçlara ulaştığını görüyoruz. Dolayısıyla incelediğimiz imge işlemlerine tabi tutulmuş bir imgenin, temsili sınıflandırıcılarda test edildiğinde fotomontaj vardır yanıtı vermesi beklenir. YSİ yöntemi küçültme ve döndürme işlemleri için İBKÖ yönteminden iyi sonuçlara ulaşımsken, büyütme, kontrast ve parlaklık değişimi, bulanıklaştırma ve netleştirme için bizim sonuçlarımız daha iyidir. Özellikle kontrast, parlaklık değişimi ve bulanıklaştırma işlemi için YSİ yönteminin yanlış alarm verme olasılığı yüksektir. Bu yüzden özgün imgeleri fotomontajlı olarak sezmesi riski çok fazladır. Eğer fotomontaj yapılan imgede sadece parlaklık değişimi, kontrast değişimi veya bulanıklaştırma yapıldıysa YSİ yöntemi ile bunu sezme mümkün olmayacaktır. Bu iki yöntemin birleştirilmesiyle sonuçlar

oldukça iyilemiştir. Özellikle döndürme işlemi için elde edilen başarımlar oldukça artmıştır. Ayrıca birleştirilmiş yöntemin imgede yapılan büyütmeyi kolayca sezebileceği görülmektedir. Şekil 4.2.8.2’de temsili sınıflandırıcılar için özgün imgeler ile değiştirilmiş imgelerin 3 boyutlu öznitelik uzayında dağılımı görülmektedir. Burada da kullanılan 3 öznitelik için sınıfların ne kadar iyi öbekelediği görülebilir.

4.2.9.Temsili-Temsili Sonuçlar

Son olarak tüm bu büyütme, küçültme, döndürme, kontrast ve parlaklık değişimi, bulanıklaştırma, netleştirme işlemlerini temsil edebilecek bir sınıflandırıcı tasarlandı. Bunun için %50, %25, %10, %5 büyütme, %50, %25, %10, %5 küçültme, 45°, 30°, 15°, 5° döndürme, 5, 15, 25 kademe kontrast değişimi, 15, 25 kademe parlaklık değişimi, 0.3, 0.5, 1.0 kademe gauss bulanıklaştırılması uygulanmış imgelerin her birinden 10’ar tane alınarak 200 imgelik bir havuz oluşturuldu. Bu imgelerin 100 tanesi eğitim 100 tanesi test için kullanıldı. Elde edilen sonuçlar Çizelge 5.2.9 da verilmiştir.



Şekil 4.2.9.1. Başarımlar-Temsili Temsili Havuz Grafiği

Temsili-temsili sınıflandırıcı sonuçları iki yöntem için de oldukça başarılıdır. İki yöntem birleştirildiğinde ise başarımlar artmaktadır. Bu sonuçlara dayanarak fotomontajlı olduğu şüphe edilen bir imgeyi temsili-temsili sınıflandırıcıları kullanarak %81 gibi bir olasılıkla doğru olarak sınıflandırabileceğimizi söyleyebiliriz.

Çizelge 4.2.9.1 Tüm Temsili Sınıflandırıcılarda Kullanılan Öznitelikler

| İBÖ \ Bit düzlemleri | | | | | | Mavi ile yeşil kanalın 5-5 |
|----------------------|---------------|-------------|-------|---------------|-----|----------------------------|
| | 7-8 | 6-7 | 5-6 | 4-5 | 3-4 | 5-5 |
| dm ₁ | ● ● | ● | | ● | ● | ● ● |
| dm ₂ | ● ● ● | ● | | | ● ● | ● |
| dm ₃ | ● ● ● ● ● ● ● | ● ● | ● ● ● | ● | ● | ● ● |
| dm ₄ | ● ● | ● ● | ● | ● ● | | ● |
| dm ₅ | ● ● ● | ● ● | | ● | ● | ● |
| dm ₆ | ● | ● ● | | | ● | |
| dm ₇ | ● | | | ● ● | | |
| dm ₈ | ● ● ● | ● ● ● ● ● ● | | | ● | |
| dm ₉ | ● ● | ● ● ● ● | ● | | | |
| dm ₁₀ | ● ● ● ● ● | ● | ● | ● | | ● |
| dm ₁₁ | ● | ● ● | ● ● | | ● | ● ● |
| dm ₁₂ | ● ● | ● ● ● ● | ● | ● ● | | |
| dm ₁₃ | ● ● ● ● ● ● ● | ● ● | | ● ● ● ● ● ● ● | | ● ● |
| dm ₁₄ | ● ● ● | ● | | ● | | |
| dm ₁₅ | | ● | ● | | | |
| dm ₁₆ | ● ● ● ● ● ● ● | | ● ● | | ● | ● |
| dm ₁₇ | ● ● ● | | ● | ● | ● ● | |

| İKÖ | D ₁ | D ₂ | D ₃ | D ₄ | D ₅ | D ₆ | D ₇ | D ₈ |
|-----|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| | ● ● ● ● ● ● ● | ● | ● | ● ● ● | ● ● ● ● ● ● ● | ● ● ● ● | ● ● | ● ● |

- - Bulanıklaştırma
- - Büyütme
- - Küçültme
- - Döndürme
- - Kontrast Değişimi
- - Parlaklık Değişimi
- - Netleştirme
- - Temsili- Temsili Sınıflandırıcı

4.2.10.Blok Testi

4.2.10.1. Kendi Yaptığımız Fotomontajlı İmgelerin Testi

Elde ettiğimiz sonuçların daha gerçekçi olması için fotomontajlı imgeler üzerinde test yapma yoluna gidildi. Algoritmaların sadece imgeye uygulanan işlemi algılaması için, aynı fotoğraf makinesinde çekilmiş 20 adet imgeye yeni bir nesne ekleyerek veya imgede var olan bir nesne değiştirilerek fotomontaj yapıldı. Bu imgelere örnekler Şekil 4.2.10.1’de görülebilir Yeni nesnenin imgeye uyum sağlayabilmesi için büyütme, döndürme, kontrast değişimi gibi işlemler uygulandı. Elde ettiğimiz bu 20 imgeden Şekil 4.2.10.2’de gösterildiği gibi, 1 tanesi montajlı, 2 tanesi özgün (hiçbir işleme tabi tutulmamış) olmak üzere 3 adet blok alındı. Böylece 20 adet işlenmiş, 40 adet işlenmemiş blok elde edildi ve her iki yöntemi kullanılarak öznitelikler çıkarıldı. Bu öznitelikler, temsili ve temsili-temsili sınıflandırıcılarda test edildi. Fotomontajları yaparken uygulanan bir işlemin diğer bir işlemin etkisini yok edebildiğini gördük. Bu sebeple herhangi bir temsili sınıflandırıcının fotomontaj var dediği bir imgeyi fotomontajlı varsaydık. Buna göre sonuçlar Çizelge 4.2.10.1 de verilmiştir.

Çizelge 4.2.10.1 – Kendi Yaptığımız Fotomontajlı İmgelerin Temsili Sınıflandırıcılardaki Ortak Sonuçları

| Yöntem | Yanlış Alarm | Kaçırma | Başarım Yüzdesi (%) |
|----------|--------------|---------|---------------------|
| İBKÖ | 9/40 | 2/20 | 81.67 |
| YSİ | 40/40 | 0/20 | 33.3 |
| İBKÖ+YSİ | 5/40 | 0/20 | 91.67 |

Aynı bloklar temsili-temsili sınıflandırıcılar üzerinde de test edildi. Sonuçlar Çizelge 4.2.10.2 de verilmiştir.

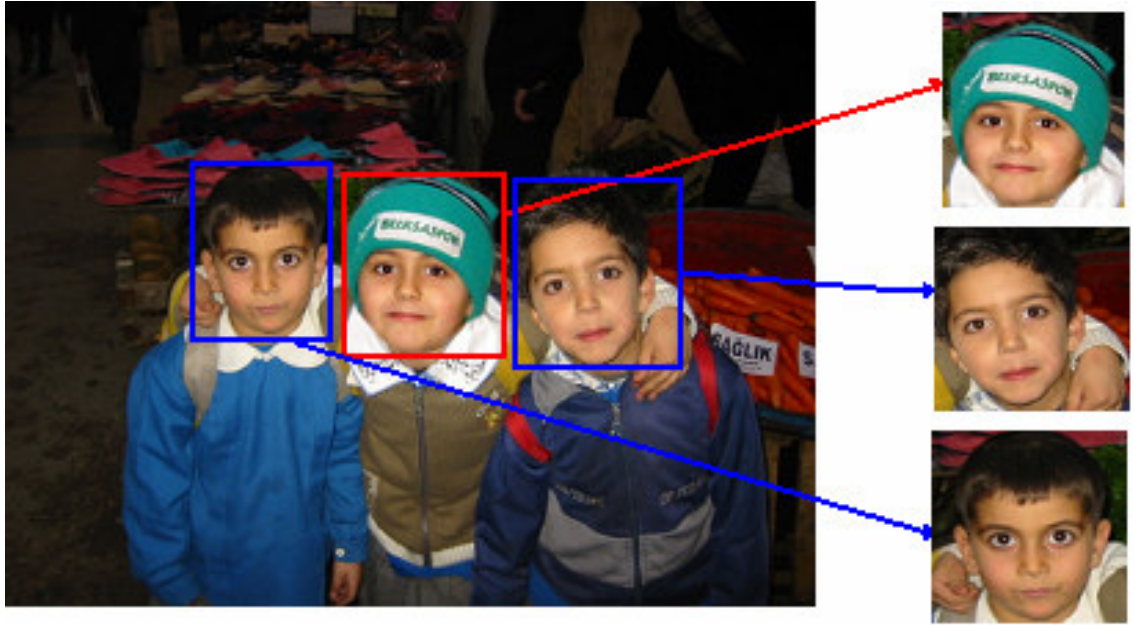
Çizelge 4.2.10.2 – Kendi Yaptığımız Fotomontajlı İmgelerin Temsili-Temsili Sınıflandırıcılardaki Sonuçları

| Yöntem | Yanlış Alarm | Kaçırma | Başarım Yüzdesi (%) |
|----------|--------------|---------|---------------------|
| İBKÖ | 8/40 | 4/20 | 80 |
| YSİ | 9/40 | 8/20 | 71.67 |
| İBKÖ+YSİ | 1/40 | 5/20 | 90 |

Bu sonuçlardan da kesinlikle görebileceğimiz gibi İBKÖ yöntemi imgede yapılan değişiklikleri sezmede oldukça başarılıdır. Testlerin hepsi aynı şekilde sıkıştırılmış imgeler üzerinde yapıldığı için başka hiçbir etkiye maruz kalmayan imgeleri başarılı bir şekilde sınıflandırabildiğimiz görülmektedir. YSİ yöntemi ise temsili sınıflandırıcı sonuçlarında da tahmin ettiğimiz gibi değişiklikleri yakalamada başarılı olamamıştır. Birleştirilmiş yöntem ise fotomontajı sezmede oldukça başarılıdır.



Şekil 4.2.10.1. Kendi yaptığımız fotomontajlara örnekler (a) Topluluğa fazladan bir kişi ekleyerek (b) Bir kişinin yüzünü değiştirerek.



Şekil 4.2.10.2. Fotomontajlı imgeden bir şüpheli, iki özgün bloğun alınması. Kırmızı blok şüpheli yani işlenmiş, mavi bloklar özgündür.

4.2.10.2. İnternette Alınan Fotomontajlı İmgelerin Testi

Kendi yaptığımız fotomontajlı imgelere ek olarak, internet üzerinden fotomontajlı olduğu kesin olan 100 adet imge alındı. Bu imgelerdeki fotomontajlı bloklar alındı ve bu bloklardan her iki yöntem kullanılarak öznitelikler elde edildi. Yanlış alarm sabit kalmak üzere temsili sınıflandırıcılar üzerinde internette alınan imgeler için sonuçlar Çizelge 4.2.10.3'de verilmiştir.

Çizelge 4.2.10.3 – İnternette Aldığımız Fotomontajlı İmgelerin Temsili Sınıflandırıcılardaki Ortak Sonuçları

| Yöntem | Kaçırma | Başarım Yüzdesi (%) |
|----------|---------|---------------------|
| İBKÖ | 9/100 | 91 |
| YSİ | 0/100 | 100 |
| İBKÖ+YSİ | 0/100 | 100 |

Aynı bloklar temsili-temsili sınıflandırıcılar üzerinde de test edildi. Sonuçlar Çizelge 4.2.10.4 de verilmiştir.

Çizelge 4.2.10.4 –İnternette Aldığımız Fotomontajlı İmgelerin Temsili-Temsili Sınıflandırıcılardaki Sonuçları

| Yöntem | Kaçırma | Başarım Yüzdesi (%) |
|----------|---------|---------------------|
| İBKÖ | 48/100 | 52 |
| YSİ | 47/100 | 53 |
| İBKÖ+YSİ | 11/100 | 89 |

Tüm bu sonuçları değerlendirilirse İBKÖ yönteminin imgedeki değişimleri yakalamada oldukça başarılı olduğunu söylenebilir. Fotomontaj yapılırken kullanılan temel imge işlemlerinin hemen hepsine karşı duyarlıdır. Dolayısıyla fotomontajlı bir imgenin şüpheli bloğunu test ettiğimizde büyük bir olasılıkla doğru olarak sınıflandırabilir. YSİ yöntemi ise kontrast ve parlaklık değişimi uygulanmış imgeleri orijinallerinden ayıramamaktadır, bundan dolayı sadece kontrastı değiştirilmiş veya sadece parlaklığı değiştirilmiş bir blok geldiğinde bunu doğru bir şekilde sınıflandıramayacağı açıktır. İki yöntemin birleştirilmesiyle elde edilen sonuçlar da tüm imge işleme yöntemleri için başarılı olmuş ve yüksek başarımlara ulaşmıştır. Dolayısıyla mahkemeye delil olarak sunulan bir imge, birleştirilmiş yöntem kullanılarak, doğru olarak sınıflandırılabilir.

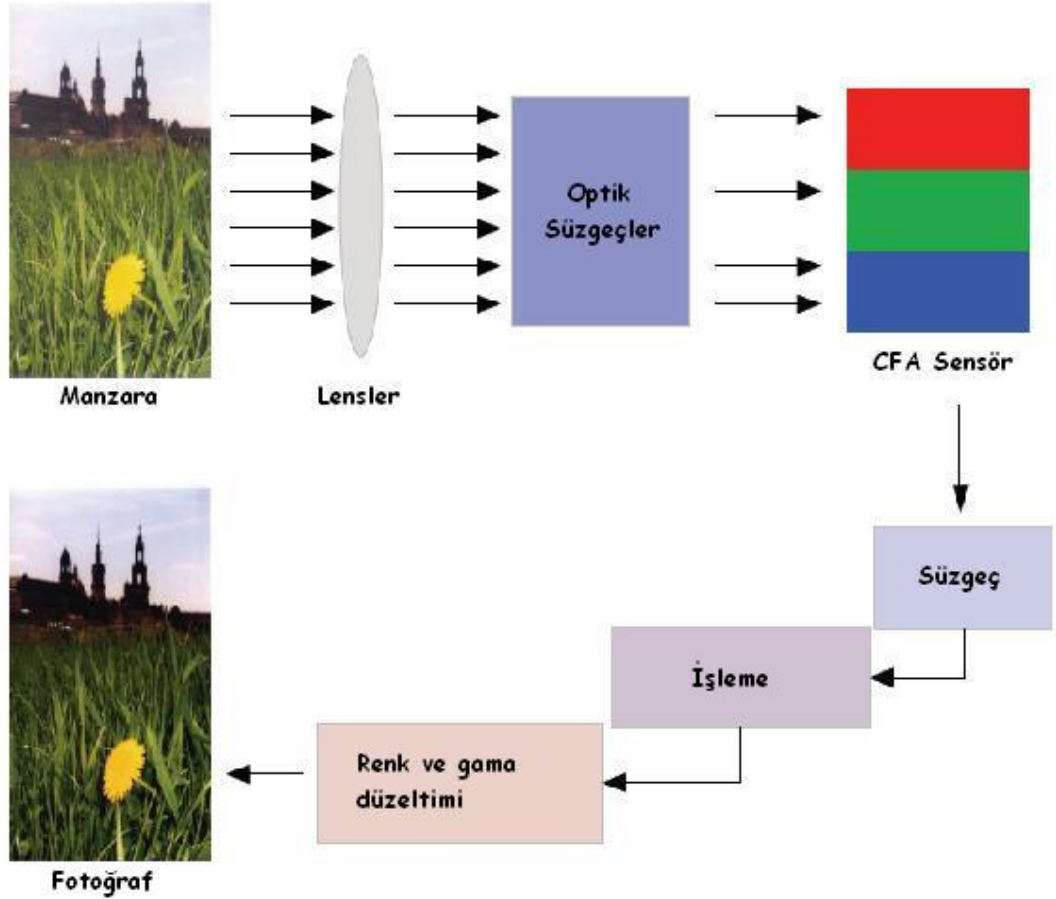


Şekil 4.2.10.3. İnternette aldığımız imgelere örnekler. Sol üst köşedeki imge özgündür.

5. KAYNAK FOTOĞRAF MAKİNESİ TANIMA

5.1 Sayısal Fotoğraf Makinelerinin Yapısı ve İşlem Dizisi

Sayısal fotoğraf makinelerinin işlem dizisi birçok aşamada üreticiden üreticiye göre farklı olmakla beraber, aşamaların genel yapısı ve sırası bütün sayısal fotoğraf makinelerinde benzerdir. Bir sayısal fotoğraf makinesinin temel yapısı Şekil 5.1.1 de gösterilmiştir. Işık kameraya lensten girdikten sonra, bir süzgeç takımı kullanılır. Bunların içinde en önemlisi “anti-aliasing” süzgeçidir. Çekilen görüntünün uzamsal frekansı, ikili akım cihazının (Charge-Coupled Device) elemanları (pikselleri) arasındaki mesafeden büyük olduğunda “anti-aliasing” süzgece ihtiyac duyulur.



Şekil 5.1.1 Basitçe bir fotoğraf makinesinin iç yapısı

CCD, bir sayısal fotoğraf makinesinin en temel ve en pahalı elemanıdır. CCD'nin ışık algılayan her elemanı, algılanan aydınlık yoğunluğuna bağlı olarak görüntüyü bir elektrik sinyaline dönüştürür. Bu veri analog-sayısal çevirici tarafından ikili şifrelere çevrilir. Bu aşamada, CCD algılayıcı, sadece aydınlık ve karanlık ışık

değerleri arasında ayırım yapabilir, renkli göremez. Yani, her CCD algılayıcı aslında tek renkli (monokrom) olduğundan, renkli imgeler çekmek için, her renk bileşenine ayrı CCD gerekir. Bununla birlikte, maliyet faktörlerinden dolayı, birden fazla CCD kullanmak yerine, bir CCD algılayıcının yüzeyi farklı spektral filtrelerle, tipik olarak kırmızı, yeşil ve mavi (RGB), bölünür. Verilen herhangi bir CCD elemanı sadece dalga boyunun bir bandını algıladığına göre, CCD çıkışındaki işlenmemiş imge, kırmızı, yeşil ve mavi piksellerin bir mozaiğidir. Şekil 5.1.2-(a) ve (b) sırasıyla RGB ve YMCG renk uzayını kullanan bir CFA modelini göstermektedir.

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| G | R | G | R | G | R |
| B | G | B | G | B | G |
| G | R | G | R | G | R |
| B | G | B | G | B | G |
| G | R | G | R | G | R |
| B | G | B | G | B | G |

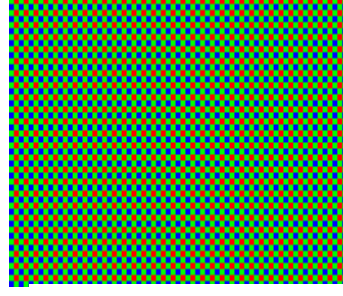
| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| M | G | M | G | M | G |
| C | Y | C | Y | C | Y |
| M | G | M | G | M | G |
| C | Y | C | Y | C | Y |
| M | G | M | G | M | G |
| C | Y | C | Y | C | Y |

(a)

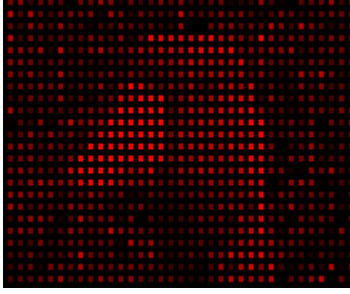
(b)

Şekil 5.1.2 (a) RGB değerlerini kullanan CFA modeli (b) YMCA değerlerini kullanan CFA modeli

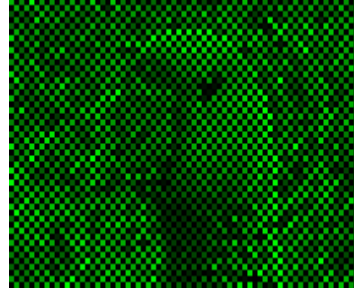
Şekil 5.1.2 deki CFA modelindeki RGB değerlerine bakarsak, her dört pikselden oluşan alt bölümler sadece bir kırmızı, iki yeşil ve bir mavi piksel değeri ile ilgili bilgi verir. Bu nedenle, eksik RGB değerli her piksel için aradeğerleme yapılmalıdır. İnterpolasyon, tipik olarak, kayıp değerlerin etrafındaki komşularına bir ağırlıklandırma matrisi (kernel) uygulanarak yerine getirilir. Birkaç farklı aradeğerleme (demosaicing) algoritması ve farklı aradeğerleme teknikleri kullanan üreticiler bulunmaktadır. Şekil.5.1.1’de gösterilen işleme bloğu renk sıkıştırma ve işleme algoritmalarını içerir ve imgenin son halini üretir. Bu bölümde açıklanan işlemler ve aşamalar sayısal fotoğraf makinesi işlem dizisinin standart bölümleri olmakla beraber, her aşamadaki ayrıntılı işlemler bir üreticiden diğerine ve hatta aynı şirket tarafından imal edilen farklı model fotoğraf makinesine göre değişmektedir. RGB değerlerini kullanan bir Bayer Süzgecini, bu filtreden elde edilen renk değerlerini, işlemlerden sonra ortaya çıkan imgeyi Şekil.5.1.3 de görebilirsiniz.



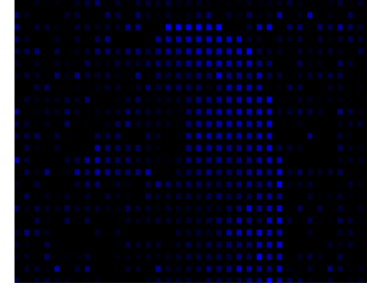
RGB Bayer Filtresi



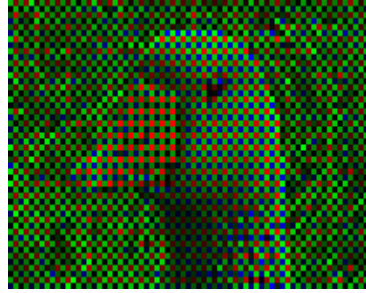
Kırmızı renk bileşeni



Yeşil renk bileşeni



Mavi Renk Bileşeni



CCD üzerinde algılanan renkler



İşlemlerden sonra ortaya çıkan imge

Şekil 5.1.3 Bayer süzgeci

Bu çalışmada herbir üreticinin farklı aradeğerleme algoritması kullandığı varsayıyoruz. Böylelikle eğer kullanılan aradeğerlemeler arasındaki farkı sezebilirsek, farklı modellerdeki sayısal fotoğraf makinelerini birbirinden ayırabileceğimizi görebiliriz.

5.2 Kaynak Fotoğraf Makinesi Tanıma- Yöntemler

5.2.1 Expectation-Maximization Kullanılarak Aradeğerleme Tahmini

Bölüm 5.1'de sayısal fotoğraf makinelerinin imgedeki renk değerlerini bulmak için aradeğerleme algoritmalarını kullandığımızdan bahsetmiştik. Aradeğerleme bir sinyalin özgün örnekleri kullanılarak, bu özgün örneklerin arasındaki değerleri hesaplama işlemidir. Bu çalışmada CFA' de kullanılan aradeğerlemeyi tahmin etmek için öncelikle Popescu ve Farid'in (2003), imgedeki yeniden örnekleme tahminde kullandıkları yöntem kullanılmıştır.

1 boyutlu bir x sinyalinin $4/3$ oranında doğrusal olarak büyütme istediğimizi varsayalım. Aşağıdaki yeniden örnekleme matrisini kullanarak bu işlemi yapabiliriz:

$$A_{4/3} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0.25 & 0.75 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0.50 & 0.50 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0.75 & 0.25 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \dots \end{bmatrix} \quad (5.2.1.1)$$

Yeni elde edeceğimiz sinyalin vektör formu aşağıdaki şekilde olacaktır:

$$\vec{y} = A_{4/3} \cdot \vec{x} \quad (5.2.1.2)$$

Yeniden örnekleme matrisine dikkat edecek olursak, yeni elde edeceğimiz sinyalin 3., 7. ve 11. değerlerinin komşuları ile benzer ilintiye sahip olacağı görülmektedir. Bu değerler arasındaki ilinti, komşuluk sayısı N olmak üzere,

$\vec{a}_i = \sum_{k=-N}^N \alpha_k \vec{a}_{i+k}$ eşitliğini sağlayan $\vec{\alpha}$ ağırlıklandırma katsayıları bulunarak tespit

edilebilir. Burada \vec{a}_i , $i=3, 7, 11$ olmak üzere, yeniden örnekleme matrisinin i . satırıdır.

Diğer taraftan, eğer sinyal değerleri arasındaki ilintiyi, yani $\vec{\alpha}$ 'yı, biliyorsak

$y_i = \sum_{k=-N}^N \alpha_k y_{i+k}$ eşitliğini sağlayan değerleri de bulabiliriz.

Pratikte, ne yeniden örnekleme miktarı ne de değerler arasındaki ilinti bilinemez. Bu amaçla, expectation/maximization algoritması (EM) kullanılarak komşuları ilintili olan bir takım periyodik sinyal değerleri ve bu değerler arasındaki ilintinin yapısı tahmin edilir. Her değer iki gruptan bir tanesine ait olduğu varsayılmaktadır. Birinci grup, komşuları ile ilintili olan sinyal değerlerinden; ikinci grup, komşuları ile ilintili olmayan

değerlerden oluşmaktadır. EM algoritması iki adımdan oluşan iteratif bir algoritmadır (Moon, 1996): (1) Her gruba ait olan değerlerin olasılıkları tahmin edilir, (2) Sinyal değerleri arasındaki ilintinin ne şekilde olduğu tahmin edilir. EM algoritması sonucunda elde edilen α değerleri sınıflandırıcı tasarımında öznitelik olarak kullanılmıştır.

Deneylerimizde Destekçi Vektör Makinesi (Support Vector Machine- SVM) sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Yaygınca kullanılan birçok SVM sınıflandırıcısı vardır. Biz bunlardan Chang ve Lin (2001) tarafından hazırlanmış LibSvm⁴ paketini kullandık. Ayrıca en iyi sonuçları elde etmek için Ardışıl Kayan Arama Yöntemi ile öznitelikler seçildi.,

5.2.2 İkincil Türev Kullanılarak Aradeğerleme Tahmini

Aradeğerlemeyi tahmin etmek için, ayrıca Gallagher (2005) tarafından önerilen ikincil türev yöntemi kullanılmıştır. Bu çalışmada Gallagher, bir sinyalin ikincil türevini gösteren sinyale ait varyans sinyalinin periyodu ile sinyalin yeniden örnekleme periyodunun aynı olduğunu ispatlamıştır.

Buna göre, aradeğerleme sezme algoritmasının ilk adımı; imge matrisinin her bir satırının ikincil türevini bulmaktır. İmge matrisini $p(i,j)$ gösterebiliriz. Burada R imge matrisinin satır sayısı, C imge matrisinin sütun sayısı olmak üzere $0 \leq i < R$ ve $0 \leq j < C$ dir. Her bir satırın ikincil türevi $1 \leq j < C - 1$ olmak üzere aşağıdaki denklemlerle hesaplanır.

$$s_p(i, j) = 2p(i, j) - p(i, j - 1) - p(i, j + 1) \quad (5.2.2.1)$$

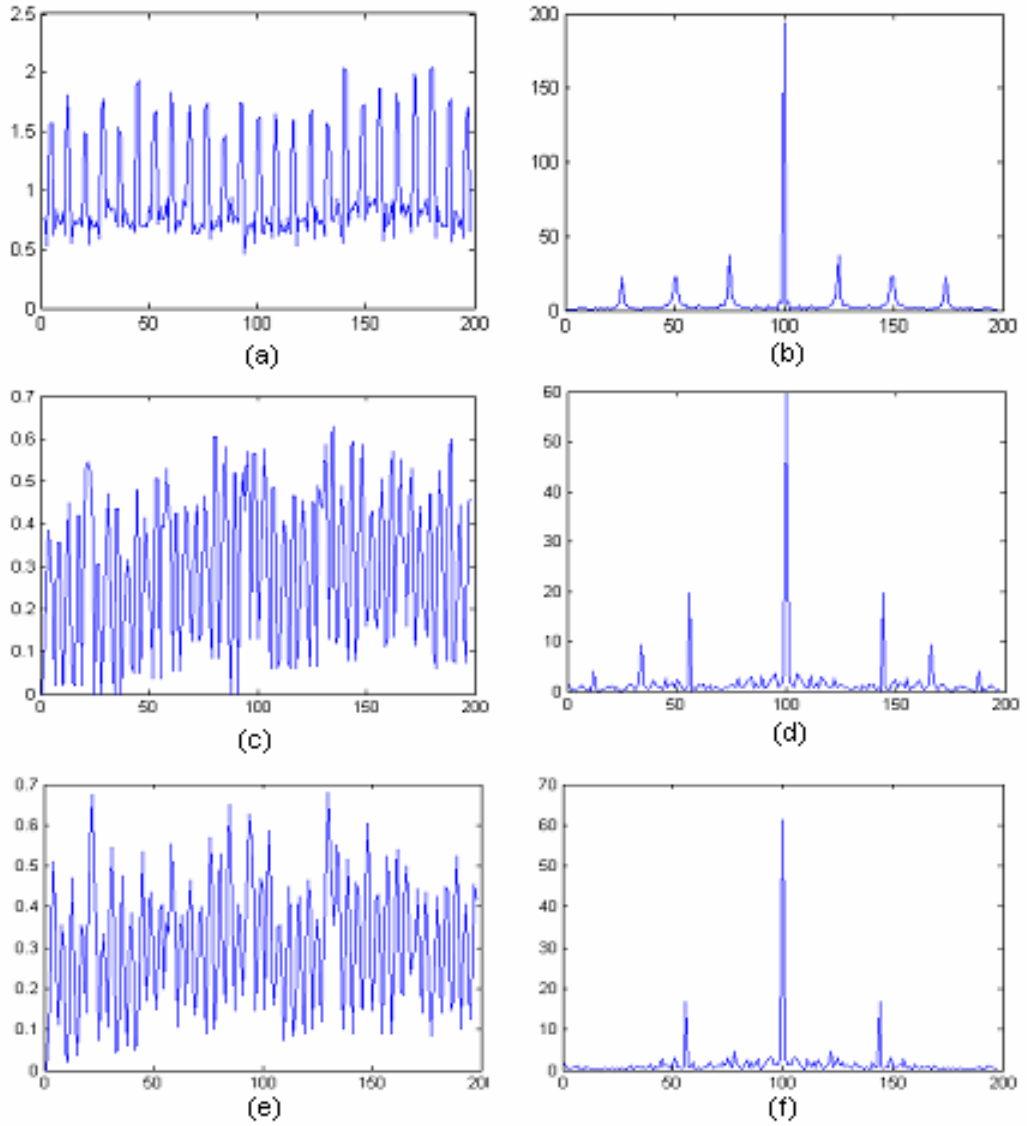
$s_p(i, j)$ sinyali imgenin her bir satırının ikincil türevi alınarak elde edilen iki boyutlu bir matristir. İkincil türev sinyalin her bir satırının büyüklüklerinin ortalaması alınarak değişinti sinyali bulunur:

$$v_p(j) = \sum_{i=0}^R |s_p(i, j)| \quad (5.2.2.2)$$

Eğer imgeye aradeğerleme uygulanmışsa bu değişinti sinyali periyodiklik gösterir. Frekans domeninde analiz yapılarak bu periyodiklik ortaya çıkarılabilir. $v_p(j)$ sinyalindeki periyodiklik, bu sinyalin Ayırık Fourier Dönüşümündeki doruk noktalarının sayısı ve büyüklüğü sayesinde gözlenebilir. Şekil 5.2.1'de jpeg sıkıştırma yapılmış, doğrusal ve küresel aradeğerleme uygulanmış imgelerin ikincil türev sinyallerinden elde

⁴ <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

edilmiş deęişinti sinyalleri ve bu deęişinti sinyallerinin ayrık Fourier dönüřmeleri görülebilir.



řekil 5.2.1 Deęişinti sinyaline örnekler. (a) jpeg sıkıştırılmış imgenin deęişinti sinyali (b)jpeg sıkıştırılmış imgenin deęişinti sinyalinin AFT'si (c) Doğrusal aradeęerleme yapılmış imgenin deęişinti sinyali (d) Doğrusal aradeęerleme yapılmış imgenin deęişinti sinyalinin AFT'si (e) Küresel aradeęerleme yapılmış imgenin deęişinti sinyali (f) Küresel aradeęerleme yapılmış imgenin deęişinti sinyalinin AFT'si

řekillerden de görülebileceęi gibi jpeg sıkıştırma aradeęerleme gibi hareket etmiştir. jpeg sıkıştırılmış imgelerin deęişinti sinyallerinin ayrık fourier dönüřmelerinde frekansın $1/8$, $1/4$, $3/8$, $5/8$, $3/4$ and $7/8$ 'inde doruk noktaları ortaya çıkmaktadır. Bunu aradeęerleme sonucu ortaya çıkan doruk noktalarıyla karıştırmamak gerekir. Doğrusal ve küresel aradeęerleme sonucu oluşan dorukların ise yerleri ve sayıları birbirinden

farklıdır. Dolayısıyla bu yöntemi farklı aradeğerleme yöntemlerini birbirinden ayırmada kullanabiliriz.

Deneylerimizde doruk noktalarının yerini ve büyüklüklerinin oranlarını öznitelik olarak kullandık. Bunun için SVM sınıflandırıcısından yararlandık. Ayrıca, daha iyi sonuçlar elde etmek için, bu yöntemden elde ettiğimiz öznitelikler ile Expectation-Maximization yönteminden elde ettiğimiz öznitelikleri birleştirerek deneylerimizi tekrarladık. (Bayram ve ark., 2005)

6. FOTOĞRAF MAKİNESİ TANIMA - DENEYSEL SONUÇLAR

Deneylerimizde ilk olarak Expectation-Maximization algoritmasının çıkışında elde edilen öznitelikler kullanıldı. Deneylerimizin ilk bölümünde her biri 2 megapiksel olan iki fotoğraf makinesi modeli kullanıldı; Sony DSC-P51 ve Nikon E-2100. İmgeler en yüksek çözünürlük, 1600x1200 ile, odaklanma yapılmadan, ve diğer ayarlar fabrika ayarları yapılarak çekildi. İmgelerdeki dokusal farklılıkları değil de, sadece fotoğraf makinesinden kaynaklanan farklılıkları sezebilmek için aynı zamanda ve aynı yerde çekilmiş imgeler kullanıldı. Şekil 6.1’de nikon ve sony fotoğraf makinesi ile çekilmiş imgelere örnek görebilirsiniz.



Şekil 6.1 Aynı zamanda ve yerde çekilmiş fotoğraflara örnekler. (a) sony (b) nikon

Her bir modele ait 140 adet imge bulunan veri seti hazırlandı. Bu setin 1/5’i eğitim, 4/5’i test için kullanıldı. Her bir imgenin 75x75 lik kısmı kullanılarak öncelikle 3x3 komşuluk için α katsayıları bulundu. Bu katsayılar SVM sınıflandırıcılarında öznitelik olarak kullanıldı. 3x3 komşuluk için elde edilen sonuç %89.32 tür. Çizelge 6.1’de elde edilen sonuçlar tablo halinde verilmiştir.

Çizelge 6.1 Expectation Maximization Kullanılarak Sony ve Nikon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada 3x3 Komşuluk İçin Elde Edilen Sonuçlar

| | | Tahmin Edilen | |
|--------|-------|---------------|-------|
| | | Nikon | Sony |
| Gerçek | Nikon | 95.71 | 4.29 |
| | Sony | 17.14 | 82.86 |

Daha sonra 4x4 komşuluk için deneylerimiz tekrarlandı. Burada başarımın %92.86'a çıktığını gözlemlendi. Elde edilen sonuçlar Çizelge 6.2'de verilmiştir.

Çizelge 6.2 Expectation Maximization Kullanılarak Sony ve Nikon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada 4x4 Komşuluk İçin Elde Edilen Sonuçlar

| | | Tahmin Edilen | |
|--------|-------|---------------|-------|
| | | Nikon | Sony |
| Gerçek | Nikon | 91.43 | 8.57 |
| | Sony | 5.71 | 94.29 |

Deneylerimiz 5x5 komşuluk için tekrarlandı ve başarımın %100'e ulaştığı görüldü. İlgili sonuçlar Çizelge 6.3'te verilmiştir. Görüldüğü gibi komşuluk sayısı arttıkça başarım oranı da artmaktadır. Görüldüğü gibi aynı zamanda ve yerde, aynı ayarlar ile çekilen imgeleri birbirinden ayırmada yöntemimiz başarılı olmuştur.

Çizelge 6.3 Expectation Maximization Kullanılarak Sony ve Nikon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada 5x5 Komşuluk İçin Elde Edilen Sonuçlar

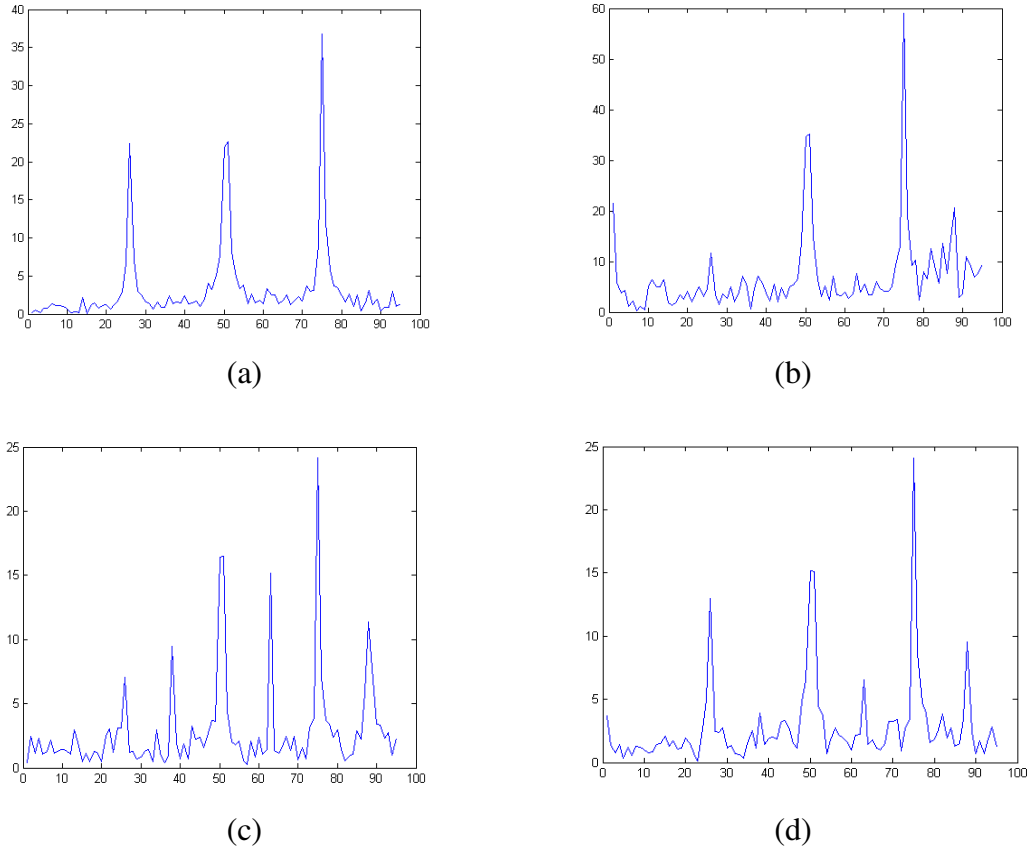
| | | Tahmin Edilen | |
|--------|-------|---------------|------|
| | | Nikon | Sony |
| Gerçek | Nikon | 100 | 0 |
| | Sony | 0 | 100 |

Bu yöntemin 3 fotoğraf makinesi için nasıl çalıştığını görmek üzere deneylerimize, Canon Powershot S200 fotoğraf makinesi tarafından çekilmiş 140 imge daha eklendi. Bu imgeler internet üzerinden rasgele seçildiği için farklı görüntülerden oluşmaktadır. Dolayısıyla imgeler çekildiğinde fotoğraf makinesinin ayarlarının ne olduğunu kesin olarak bilemiyoruz. Bu 3 fotoğraf makinesi ile 5x5 komşuluk için elde ettiğimiz sonuç %85.05 olmuştur. İlgili sonuçlar Çizelge 6.4'te görülebilir.

Çizelge 6.4 Expectation Maximization Kullanılarak Sony, Nikon ve Canon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada 5x5 Komşuluk İçin Elde Edilen Sonuçlar

| | | Tahmin Edilen | | |
|--------|-------|---------------|-------|-------|
| | | Nikon | Sony | Canon |
| Gerçek | Nikon | 82.75 | 10.34 | 6.89 |
| | Sony | 3.44 | 86.2 | 10.36 |
| | Canon | 6.89 | 6.89 | 86.2 |

Daha sonra ikincil türev yöntemiyle 3 fotoğraf makinesinin varyans sinyallerinin ayrık fourier dönüşümleri elde edildi. Bu dönüşümlere ait örnek sinyaller Şekil 6.2'de görülebilir.



Şekil 6.2 Değişik fotoğraf makinesi modelleri için değışinti sinyalinin AFT'leri (a) jpeg sıkıştırılmış imgen için doruk noktaları (b) Canon bir imge için doruk noktaları (c) Sony bir imge için doruk noktaları (d) nikon bir imge için doruk noktaları

Bu şekillerden de görüleceği gibi farklı fotoğraf makineleri için elde edilen ayrık fourier dönüşümündeki doruk noktalarının birbirlerine göre büyüklükleri farklıdır. Bu doruk noktalarının birbirine oranı öznitelik olarak kullanıldı. Bu yöntem kullanılarak 2 fotoğraf makinesi için elde edilen sonuçlar Çizelge 6.5'te verilmiştir.

Çizelge 6.5 İkincil Türev Yöntemi Kullanılarak Sony ve Nikon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada Elde Edilen Sonuçlar

| | | Tahmin Edilen | |
|--------|-------|---------------|-------|
| | | Nikon | Sony |
| Gerçek | Nikon | 86.66 | 13.33 |
| | Sony | 23.33 | 76.66 |

İkincil türev yöntemi sony ve nikon fotoğraf makinelerini ayırmada %81.66 oranında başarılı olmuştur. Aynı yöntem sony, nikon ve canon fotoğraf makinelerini tanımadada kullanıldığında sonuç %74.43 olmaktadır. Buna ilişkin sonuçlar Çizelge 6.6'da verilmiştir.

Çizelge 6.6 İkincil Türev Yöntemi Kullanılarak Sony, Nikon ve Canon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada Elde Edilen Sonuçlar

| | | Tahmin Edilen | | |
|--------|-------|---------------|-------|-------|
| | | Nikon | Sony | Canon |
| Gerçek | Nikon | 76.78 | 8.92 | 14.28 |
| | Sony | 12.05 | 76.78 | 10.71 |
| | Canon | 19.64 | 10.71 | 69.64 |

Bu yöntemle elde edilen sonuçlar çok iyi olmadığı görülmektedir. Bununla birlikte iki yöntemden elde edilen öznelilikler birleştirilirse daha iyi sonuçlara ulaşılabacaktır. Bu iki yöntemin birleştirilmesiyle3 fotoğraf makinesi için elde edilen sonuçlar Çizelge 6.7'de verilmektedir.

Çizelge 6.7 Birleştirilmiş Öznelilikler Kullanılarak Sony, Nikon ve Canon Fotoğraf Makinelerini Ayırmada Elde Edilen Sonuçlar

| | | Tahmin Edilen | | |
|--------|-------|---------------|-------|-------|
| | | Nikon | Sony | Canon |
| Gerçek | Nikon | 94.78 | 1.5 | 3.72 |
| | Sony | 2.08 | 95.28 | 2.64 |
| | Canon | 0 | 2.26 | 98.94 |

Sonuç olarak burada önerilen yöntemler iki fotoğraf makinesi için %100, 3 fotoğraf makinesi için %96.33 başarıma ulaşmıştır. Bu da bize birleştirilmiş özneliliklerin fotoğraf makinesi tanıma probleminde başarılı olacağını göstermektedir.

7.TARTIŞMA

Bu çalışmada imgelerin adli kanıt olarak kullanılması sorunu ele alındı. Öncelikle imge özgün müdür yoksa üzerinde insanları kandırmak için değişiklik yapılmış mıdır sorusunun cevabı arandı. Bunun için iki yöntem önerildi. Birinci yöntemin parlaklık ve kontrast değişimine duyarlı olduğu görüldü. Ayrıca özgün imgeler ile üst üste çeşitli imge işlemlerinden (büyütme, döndürme, kontrast değiştirme vb.) geçirilmiş imgeleri birbirinden iyi bir şekilde ayırabildiği gözlemlendi. Bu şekilde eğitilen sınıflandırıcılarda fotomontajlı imgelerin işlenmiş ve özgün blokları test edildiğinde oldukça başarılı sonuçlar elde edildi. İkinci yöntemin daha genel olarak büyütmeye, küçültmeye, döndürmeye, bulanıklaştırma, netleştirme işlemlerine de duyarlı olduğu anlaşıldı. Bu yöntem ile fotomontajlı bir imgenin şüpheli ve özgün bloğunun büyük bir doğrulukla sınıflandırılabilmesi görüldü. Yüksek Seviyeli İstatistik yöntemi ile karşılaştırıldığında, yöntemimizin tüm işlemler için iyi bir sonuca ulaştığı, özellikle kontrast ve parlaklık değişimi için sonuçlarımızın bu yöntemden çok daha iyi olduğu görüldü. Sonuçların iyileştirilmesi amacı ile bu iki yöntem birleştirilerek deneyler tekrarlandı. Birleştirilmiş yöntem ile fotomontajlı imgeler ile özgün imgeleri ayırmada iyi bir başarı elde edildi. Buna dayanarak, birleştirilmiş yöntemin yüksek bir başarı yüzdesi ile fotomontaj yaparken imgeye uygulanabilecek temel işlemleri sezmede kullanılabilecek, genel bir yöntem olduğu kanıtlandı diyebiliriz. Sonuçların iyileştirilmesi için, Destek Vektör Makinesi gibi farklı sınıflandırıcılar kullanılarak deneylerimiz devam etmektedir. Ayrıca bilişim kuramsal yöntemler denenecektir. Farklı renk uzayları için algoritmalar tekrarlanacaktır. Bağlamı modelleyen yaklaşımlar kullanılacaktır. Karar birleştirme algoritmalarının uygulanması da sonuçları iyileştirecektir. İmgenin adli kanıt olarak kullanılmasına ilişkin bir diğer sorun olan fotoğraf makinesi tanıma işlemi için önerdiğimiz yöntem ile aynı zamanda ve yerde, iki farklı fotoğraf makinesi ile çekilmiş imgeleri sınıflandırmada, %100 başarı sağlandı. Üç ayrı fotoğraf makinesi için elde edilen sonuçlar da oldukça başarılıdır. Ayrıca bu yöntemde her model fotoğraf makinesine ait birçok fotoğrafa ihtiyaç vardır. Gelecek çalışmamızda her model için bir tek referans imge kullanılarak bu sorunu ortadan kaldırmayı hedeflemekteyiz. Elde edilen bütün sonuçların ışığında, bu tez çalışmasının imgelerin adli delil olarak kullanılmasına yönelik büyük bir katkı olduğuna inanmaktayız.

KAYNAKLAR

Lukas, J. and M. Goljan, J. Fridrich, 2006. Digital Camera Identification from Sensor Noise, SPIE Electronic Imaging, Photonics West, January 2006.

Special Issue on Data Hiding, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 41, No. 6, 2003.

Farid, H., S. Lyu. 2003. Higher-Order Wavelet Statistics and their Application to Digital Forensics. IEEE Workshop on Statistical Analysis in Computer Vision (in conjunction with CVPR), Madison, Wisconsin.

Avcibas, I., N. Memon, B. Sankur. 2003. Steganalysis Using Image Quality Metrics. *IEEE Trans. on Image Processing*, February, 2003. Vol. 12, pp. 221-229

Bayram S., İ. Avcibas, B. Sankur, N. Memon, 2005. Image Manipulation Detection with Binary Similarity Measures. European Signal Processing Conference, Antalya, Eylül 2005.

Bayram S., H.T. Sencar, N. Memon, İ. Avcibas, 2005. Source Camera Identification Based on CFA Interpolation, *IEEE International Conference on Image Processing*, Genova, Eylül 2005.

Avcibas, I., B. Sankur, K. Sayood. 2002. Statistical Evaluation of Image Quality Measures. *Journal of Electronic Imaging*, April, 2002. Vol. 11, pp. 206-223.

Pudil, P., F. J. Ferri, J. Novovicov and J. Kittler. 1994. Floating search methods for feature selection with nonmonotonic criterion functions. In *Proceedings of the 12th ICPR*, volume 2, pages 279-283

Ojala, T., M. Pietikainen, D. Harwood. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions, *Pattern Recognition*, vol.29, pp, 51-59.

Wesfield, A., A.Pfitzmann. 1999. Attacks on Steganographic Systems. Information Hiding, LNCS 1768, pp. 61-76, Springer-Verlag Heidelberg

Gallagher, A.C., 2005. Detection of Linear and Cubic Interpolation in JPEG Compressed Images, Second Canadian Conference on Computer and Robot Vision 2005.

Geradts, Z.J. Ve J. Bijhold, M. Kieft, K. Kurosawa, K. Kuroki, and N. Saitoh, 2001. Methods for identification of images acquired with digital cameras. Proc. SPIE Vol. 4232, p. 505-512, Enabling Technologies for Law Enforcement and Security, 2001.

Chandromouli, R., M. Kharrazi, and N. Memon, 2002. Image Steganography and Steganalysis: Concepts and Practice. Proc. of Information Hiding Workshop, 2002.

Fridich, J., R. Du, M. Long. 2000. Steganalysis of LSB Encoding in Color Images. Proceedings of ICME 2000, New York City, July 31-August 2, New York, USA

Fridich, J., M. Goljan, R. Du. 2001. Reliable Detection of LSB Steganography in Color and Grayscale Images. Proc. of ACM Workshop on Multimedia and Security, Ottawa. C.A. October 5. 2001, pp 27-30

Avcıbaşı, İ., N. Memon, B. Sankur. 2002. Image Steganalysis with Binary Similarity Measures. Image Processing, Proceedings. International Conference on, Volume 3, 2002. Page(s) 645-648

Johnson, M.K., H. Farid, 2005. Exposing Digital Forgeries by Detecting Inconsistencies in Lighting. ACM Multimedia and Security Workshop, New York, NY, 2005.

Popescu A., H. Farid, 2004. Exposing Digital Forgeries by Detecting Traces of Resampling. IEEE Transactions on Signal Processing

Avcıbaşı, İ., S. Bayram, N. Memon, M. Ramkumar, B. Sankur, 2004. A Classifier Design for Detecting Image Manipulations. IEEE International Conference on Image Processing, Singapur, Ekim 2004.

Chandramouli, R., M. Kharrazzi, N. Memon. 2003. Image Steganography and Steganalysis : Concepts and Practice. IWDW 2003: 35-49

Eskicioğlu, A.M., P.S. Fisher.1995. Image Quality Measures and Their Performance. IEEE Trans. Commun. 43(12), 2959-2965

Halford C.E. ve K.A. Krapels, R.G. Driggers, E.E Burroughs, 1999. Developing Operational Performance Metrics Using Image Comparison Metrics and the Concepts of Degradation Space. Optical Engineering, 38(5), 836-844.

Lambrecht A.B., Ed. 1998. Special Issue on Image and Video Quality Metrics. Signal Processing, vol 70.

Adams, J. ve K. Parulski and K. Sapulding, 1998. Color processing in digital cameras, IEEE Micro, Vol. 18, No.6, Haziran 1998.

Chang,C. ve C. Lin, 2001. LIBSVM: A library for support vector machines.

Moon, T., 1996. The Expectation Maximization Algorithm, IEEE Signal Processing Magazine, Kasım 1996.

EK-1

C çok bantlı RGB imgeyi, C_k çok bantlı imgenin k 'ıncı bandını, $C(i,j)$ (i,j) koordinatlarındaki piksel vektörünü, $C_k(i,j)$ k 'ıncı bant imgesinin (i,j) koordinatlarındaki pikseli göstermektedir. \hat{C} ise imgenin işlem uygulanmış halini göstermektedir. Sırasıyla vektörlerin normu ve iç çarpımı aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\|C(i,j)\| = \sqrt{C_1(i,j)^2 + C_2(i,j)^2 + C_3(i,j)^2}$$
$$\langle C(i,j), \hat{C}(i,j) \rangle = C_1(i,j)\hat{C}_1(i,j) + C_2(i,j)\hat{C}_2(i,j) + C_3(i,j)\hat{C}_3(i,j)$$

Açısal İlinti Ölçütünün Birincil İstatistikleri:

$$\cos(\Theta_{ij}) = \frac{\langle C(i,j), \hat{C}(i,j) \rangle}{\|C(i,j)\| \|\hat{C}(i,j)\|}, \mu_\theta = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=0}^{N-1} |\cos(\Theta_{ij})|,$$
$$d_1 = \left[\frac{1}{N^2} \sum_{i,j=0}^{N-1} (\cos(\Theta_{ij}) - \mu_\theta)^2 \right]^{1/2}$$

Czekanowski Benzerlik Ölçütünün Birincil İstatistikleri

$$\chi_{ij} = \frac{2 \langle C(i,j), \hat{C}(i,j) \rangle}{\|C(i,j)\| + \|\hat{C}(i,j)\|}, \mu_x = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=0}^{N-1} |\chi_{ij}|$$
$$d_2 = \left[\frac{1}{N^2} \sum_{i,j=0}^{N-1} (\chi_{ij} - \mu_x)^2 \right]^{1/2}$$

$$V_{ij} = \frac{\|C(i,j)\|}{2 \left(\|\hat{C}(i,j)\| + \langle C(i,j), \hat{C}(i,j) \rangle \right)}, \mu_v = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=0}^{N-1} |V_{ij}|$$

$$d_3 = \left[\frac{1}{N^2} \sum_{i,j=0}^{N-1} (V_{ij} - \mu_v)^2 \right]^{1/2}$$

EK_2 - İMGE KALİTE ÖLÇÜTLERİ

C çok bantlı RGB imgeyi, C_k çok bantlı imgenin k 'ıncı bandını, $C(i,j)$ (i,j) koordinatlarındaki piksel vektörünü, $C_k(i,j)$ k 'ıncı bant imgesinin (i,j) koordinatlarındaki pikseli göstermektedir. \hat{C} ise imgenin bozulmuş halini temsil etmektedir.

Ortalama Karesel Hata

Piksel tabanlı olan bu ölçüt, iki imge arasındaki bozulumu, piksel bazındaki farkları temel alarak hesaplar.

$$D_1 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N |C_k(i,j) - \hat{C}_k(i,j)|^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$$

Çapraz İlinti Ölçütü

İki sayısal imge arasındaki yakınlık, ilinti fonksiyonlarıyla ölçülebilir. Bu ölçütler iki imge arasındaki benzerliği ölçer. Normalize edilmiş çapraz-ilinti ölçütü bunlardan biridir:

$$D_2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\sum_{i,j=0}^{N-1} C_k(i,j) \hat{C}_k(i,j)}{\sum_{i,j=0}^{N-1} C_k(i,j)^2}$$

Laplasyen MSE

Açıların Momenti

Korelasyon temelli ölçütlerin değişik bir biçimi özgün ve bozulmuş imgelerin piksel vektörleri arasındaki açıların istatistiklerinden elde edilir. İki vektör arasındaki açısal ilinti ve genlik farkının kombinasyonu aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\mathcal{X}_{ij} = 1 - \left[1 - \frac{2}{\pi} \cos^{-1} \frac{\langle C(i,j), \hat{C}(i,j) \rangle}{\|C(i,j)\| \|\hat{C}(i,j)\|} \right] \left[1 - \frac{\|C(i,j) - \hat{C}(i,j)\|}{\sqrt{2 - 255^2}} \right]$$

Spektral (renksel) vektör farklarının momentlerini bozulmuş ölçütü olarak kullanabiliriz. Bundan dolayı açı farklarının ortalaması (D_4) ve birleştirilmiş açı-genlik farklarının ortalaması (D_5) aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$D_4 = \mu_x = 1 - \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N \left(\frac{2}{\pi} \cos^{-1} \frac{\langle C(i,j), \hat{C}(i,j) \rangle}{\|C(i,j)\| \|\hat{C}(i,j)\|} \right)$$

$$D_5 = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N \chi_{ij}$$

Görme Sistemine Dayalı Ölçütler

İnsan algılamasına yakın ölçütler elde etmek için asıl ve bozulmuş imgeler insan görme sistemi benzetimini yapan süzgeçler ile önışleme tabi tutulabilir. Görme sistemi kutupsal koordinatlarda bant geçiren bir süzgeç ile modellenebileceği varsayılır.

$$H(\rho) = \begin{cases} 0.05e^{\rho^{0.554}} & \rho < 7 \\ e^{-9\|\log_{10}\rho - \log_{10}9\|^2} & \rho \geq 7 \end{cases}$$

burada $\rho = (u^2 + v^2)^{1/2}$. İmgeler spektral maske ile süzülüp ters AKD alındıktan sonra değişik ölçütler tanımlanabilir. Bunlardan biri, normalize görme sistemi hatasıdır;

$$D_6 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\sum_{i,j=0}^{N-1} |U\{C_k(i,j)\} - U\{\hat{C}_k(i,j)\}|}{\sum_{i,j=0}^{N-1} |U\{C_k(i,j)\}|}$$

İzgel Ölçütler

İmgenin Fourier izgesinden elde edilen ve izgenin genliğine, açısına ya da bunların ağırlıklı bileşenlerine dayalı bozulmuş ölçütleri tanımlandı. Özgün ve bozulmuş imgelerin Ayırık Fourier Dönüşümleri (AFD) sırası ile $\Gamma_k(u,v)$ ve $\hat{\Gamma}_k(u,v)$ ile gösterilsin.

$$\Gamma_k(u,v) = \sum_{m,n=0}^{N-1} C_k(m,n) \cdot \exp\left[-2\pi \cdot im \frac{u}{N}\right] \cdot \exp\left[-2\pi \cdot im \frac{v}{N}\right], k = 1 \dots K$$

$M(u,v) = |\Gamma(u,v)|$ izgel boy, $\varphi(u,v) = \arctan(\Gamma(u,v))$ ise izgel açı olacaktır.

Spektral genlik bozulumu;

$$D_7 = \frac{1}{N^2} \sum_{u,v=0}^{N-1} |M(u,v) - \hat{M}(u,v)|^2$$

Spektral faz bozulumu;

$$D_8 = \frac{1}{N^2} \sum_{u,v=0}^{N-1} |\varphi(u,v) - \hat{\varphi}(u,v)|^2$$

EK_3 FOTOMONTAJ YAPIMINA ÖRNEK



Fotomontaj yapılacak temel imge



Fotomontaj yapılacak bloğu içeren imge



Fotomontaj yapılacak bloğu seçiyor ve kopyalıyoruz



Bu bloğu diğer imgeye yapıştırıyoruz



Blok üzerinde büyütme yapıyoruz.



Blok üzerinde döndürme yapıyoruz



Bloğun kontrast ve parlaklığını değiştirip imgeye uygun hale getiriyoruz



Bloğun kenarlarındaki kesme etkisini yok etmek için kenarlarda bulanıklaştırma işlemi yapıyoruz



İmgenin fotomontaj yapıldıktan sonraki son hali

TEŞEKKÜR

Öncelikle bu çalışmayı hazırlarken benden desteğini, hoşgörüsünü ve yardımını hiçbir zaman esirgemeyen danışmanım Sayın Yrd. Doç. Dr. İsmail Avcıbaş'a verdiği bilgilerle ufkumu genişlettiği, fikirlerini benimle paylaştığı, bana her zaman en iyiyi öğütlediği için teşekkür etmek istiyorum. Kendisiyle çalışmak benim için bir onurdu.

Ayrıca tez çalışmam boyunca benden yardımını esirgemeyen Sayın Profesör Dr. Bülent Sankur'a teşekkürü bir borç bilirim. Tezimi bana gönderdiği dizüstü bilgisayarlar sayesinde tamamlayabildim. Tez savunmam için gelmeyi kabul ettiği için de teşekkürler.

Sayın Profesör Dr. Nasir Memon'a her konudaki desteği, ilgisi, yardımı ve görüşleri için çok teşekkür ederim. Ayrıca Sayın Dr. Hüsrev Taha Sencar'a görüşlerini benimle paylaştığı, sonsuz sabrı ve yardımları için teşekkürü borç bilirim.

Tez çalışmam boyunca her sıkıntıyla ilgilenen ve bana yol gösteren Sayın Yrd. Doç . Dr. Figen Ertaş ve Sayın Araş. Gör. Sait Eser Karlık'a, ayrıca tez jürim olmayı kabul eden sayın Sayın Yrd. Doç. Dr. Osman Hilmi Koçal'a çok teşekkür ederim.

Çalışmamda yazılım konusunda bana destek veren Sayın Hamza Özer ve Sayın Mike Sosonkin ve Sayın Mehdi Kharazzi'ye teşekkürlerimi bildiririm.

Arkadaşlarım Sevgi Serbes, Hatice Biçer, Anagha Mudigonda, Vikram Padman ve Selin Teker'e ihtiyacım olduğunda yanımda oldukları için teşekkür ederim.

Son olarak beni her zaman destekleyen ve bilime teşvik eden, bu yolda yürümem için tüm zorlukları göğüsleyen, dünyadaki en değerli varlığım AİLEME, canım annem ve babama, sevgili ablam ve kardeşime, moral desteği cici yeğenlerime içtenlikle teşekkür ederim.

ÖZGEÇMİŞ

Sevinç Bayram, 1980 yılında Denizli'de doğdu. Ortaöğrenimini Bursa Kız Lisesi'nde tamamladı. 2002 yılında Uludağ Üniversitesi, Elektronik Mühendisliği bölümünden mezun oldu. Aynı yıl Uludağ Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik Mühendisliği bölümüne girerek yüksek lisans yapmaya başladı. 2004-2005 yılları arasında 7 ay New York Polytechnic University' de araştırmacı olarak bulundu. Yayınlanmış bir adet ulusal, üç adet uluslararası bildirisi bulunmaktadır.